

國立交通大學土木工程研究所

碩士論文

應用 ANFIS 模式於台灣東部海域之季節風波浪推算

Application of adaptive network-based fuzzy
inference system to monsoon-wave calculation
in eastern waters, Taiwan



指導教授：張憲國博士

研究生：蔡獲光

中華民國九十五年六月

應用 ANFIS 模式於台灣東部海域之季節風波浪推算

研究生：蔡獲光

指導教授：張憲國 博士

國立交通大學土木工程研究所

摘要

本文利用中央氣象局所提供之 2002-2003 年位於台灣東部海域之測站浮標波浪資料，分別為龍洞、蘇澳及花蓮等三個測站。配合歐洲中尺度預報中心之模式所預報風速，分析季節風與示性波高之特性，以瞭解兩者之間的關係，進而應用適應性類神經模糊推論系統，來架構季節風推算波浪之模式。

本文以風速、延時與風向等參數作為架構季節風推算波浪之模式之輸入值，以建立單站模式季節風波浪預報。其單站模式所推測波高與實測值之相關係數約在 0.8 以上，其推測波高之平均誤差值則為 0.3 米以下。並以此單站模式作為基準，應用此模式加以延伸於非學習測站之波浪推算，得到其相關係數約在 0.76 以上，平均誤差值則為 0.3 米左右。此結果証實本模式在波浪推算上有不錯之精度，未來可供海岸工程施工、港灣船隻作業參考應用。

Application of adaptive network-based fuzzy inference system to monsoon-wave calculation in eastern waters, Taiwan

Author : Huo-Kuang Tsai

Advisor : Dr. Hsien-Kuo Chang

Institute of Civil Engineering National Chiao Tung University

ABSTRACT

Both computed monsoon data and corresponding measured waves data during 2002-2003 at three positions, Long-Dong, Su-Ao and Hua-Lien harbor in the eastern waters of Taiwan, are collected. The paper applies an adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) to set up a monsoon wave model. The proposed wave model adopting wind velocity calculated by European Centre for Medium Range Weather Forecasts as input parameters can provide good simulating wave heights.

Three parameters, wind velocity, 12-hour time-lag effect and wind direction, are used to construct the present wave model. The proposed model has high accuracy of calculating waves by a correlation coefficient over 0.8 and by a mean absolute error less than 0.3m. The proposed wave model is also extended to a point neighboring to the interesting point where the wave data were used to train the model. An example is examined to have a correlation coefficient of 0.76 between the predicted wave heights and observed data. Therefore, this proposed model is applicable for a reference of marine construction and navigating due to fast and accurately simulating waves.

誌謝

本論文能夠順利完成，首先承蒙恩師 張憲國教授的悉心教誨，使學生在修業期間對於治學精神與處事態度有所啟發，同時訓練獨立思考能力之提昇，並於論文寫作期間給予悉心指導。學生感激萬分，在此，致上最崇高的敬意及最誠摯的感激。

在論文初審期間承蒙口試委員郭一羽、李兆芳教授及張欽森副總經理於百忙之中撥空審閱本文，不吝指正及提供寶貴的建議與指導，使學生受益菲淺，使學生之論文更趨周延完整，特此表達感激之意。

在研究所的兩年生涯中，感謝恩師 張憲國教授、勁成學長、維安學長、立青學長及蔚瑋學長於修業期間給予的種種的提攜與啟迪，讓本人獲益良多。其次感謝同學明揚、弘偉與俊銘，於研究所期間，共同鑽研學業，相互幫忙。更謝謝明章、景鉅、彥廷及岡毅學弟們所帶來研究所時期的歡樂，讓本人在寫論文之餘，能放鬆緊張的情緒。在研究所兩年的點點滴滴，本人銘記在心。

感謝我最親愛的父母，感謝他們陪我度過各階段的關卡，由於他們提供完全的付出與支持，讓我無後顧之憂，得以順利完成學業。最後僅以本文獻給曾經關懷過、幫助過我的人，真的由衷地感謝你們。若沒有你們的鼓勵與支持，就沒有現在的我。

目錄

摘要.....	ii
誌謝.....	iv
目錄.....	v
圖目錄.....	vii
表目錄.....	ix
第一章 緒論.....	1
1-1 研究動機與目的.....	1
1-2 文獻回顧.....	2
1-3 文章架構.....	4
第二章 推估季節風波浪之參數決定.....	6
2-1 資料來源.....	6
2-2 風與波浪之統計特性.....	8
2-3 參數選擇－風速.....	11
2-4 參數選擇－延時.....	12
2-5 參數選擇－風向.....	14
第三章 季節風波浪推算模式之建構.....	16
3-1 波浪模式之架構.....	16
3-2 ANFIS 之架構.....	17
3-3 模式檢定標準.....	20

3-4 模式操作流程	21
第四章 季節風波浪基本推算模式之建立	23
4-1 WANF-1 模式	23
4-2 WANF-2 模式	26
4-3 單站 WANF 模式	31
4-4 單港 WANF 分季模式	36
第五章 延伸季節風波浪推算模式	42
5-1 EWANF 模式	42
5-2 WANF 模式與 EWANF 模式之推估能力比較	46
第六章 結論	49
參考文獻	50



圖目錄

圖 1-1 研究流程	5
圖 2-1 近海漁業氣象預報區域圖	6
圖 2-2 測站地理位置圖	7
圖 2-3 實測風速 W_o 對示性波高 H_s 關係圖	8
圖 2-4 模式風速 W_m 對示性波高 H_s 關係圖	9
圖 2-5 2002 年(A)龍洞、(B)蘇澳、(C)花蓮風玫瑰圖	11
圖 2-6 深水波之示性波高與延時關係圖	13
圖 2-7 花蓮波高與模式風速相關性和延時差之關係圖	13
圖 2-8 花蓮港波高與實測風向比較圖	14
圖 2-9 花蓮港波高與模式風向與比較圖	15
圖 3-1 模糊邏輯推論示意圖	17
圖 3-2 適應性網路架構模糊推論系統架構示意圖	18
圖 3-3 模式建立流程圖	22
圖 4-1 2002 年花蓮 WANF-1 波高學習輸出值	24
圖 4-2 2003 年花蓮 WANF-1 波高預測輸出值	24
圖 4-3 2002 年花蓮全年風玫瑰圖	26
圖 4-4 2002 年花蓮東北季風時期風玫瑰圖	27
圖 4-5 2002 年花蓮港西南季風時期風玫瑰圖	27
圖 4-6 2002 年花蓮 WANF-2 波高學習輸出值	29

圖 4-7 2003 年花蓮 WANF-2 波高預測輸出值	29
圖 4-8 2002 年學習模式波高與實測值之比較圖	30
圖 4-9 2003 年預測模式波高與實測值之比較圖	31
圖 4-10 蘇澳 2002 年 WANF 波高學習輸出值	33
圖 4-11 蘇澳 2003 年 WANF 波高預測輸出值	33
圖 4-12 龍洞 2002 年 WANF 波高學習輸出值	34
圖 4-13 龍洞 2003 年 WANF 波高預測輸出值	34
圖 4-14 花蓮 2002 年單港分季模式波高學習輸出值	37
圖 4-15 花蓮 2003 年單港分季模式波高預測輸出值	37
圖 4-16 蘇澳 2002 年單港分季模式波高學習輸出值	38
圖 4-17 蘇澳 2003 年單港分季模式波高預測輸出值	38
圖 4-18 龍洞 2002 年單港分季模式波高學習輸出值	39
圖 4-19 龍洞 2003 年單港分季模式波高預測輸出值	39
圖 5-1 蘇澳 2002 年 EWANF 波高預測輸出值	43
圖 5-2 蘇澳 2003 年 EWANF 波高預測輸出值	43
圖 5-3 龍洞 2002 年 EWANF 波高預測輸出值	44
圖 5-4 龍洞 2003 年 EWANF 波高預測輸出值	44

表目錄

表 1-1 常用波浪預報系統模式的比較表	3
表 2-1 蒲福風級表	12
表 4-1 花蓮 WANF-1 模式在學習及驗證階段之推算能力評估	25
表 4-2 花蓮 WANF-2 模式在學習及驗證階段之推算能力評估	30
表 4-3 蘇澳站 WANF 模式在學習及驗證階段之推算能力評估	35
表 4-4 龍洞站 WANF 模式在學習及驗證階段之推算能力評估	35
表 4-5 花蓮站單港分季模式學習及驗證階段之推算能力評估	40
表 4-6 蘇澳站單港分季模式學習及驗證階段之推算能力評估	40
表 4-7 龍洞站單港分季模式學習及驗證階段之推算能力評估	41
表 5-1 EWANF 模式推算蘇澳之推算能力評估	45
表 5-2 EWANF 模式推算龍洞之推算能力評估	45
表 5-3 EWANF 模式映射驗證階段之推算能力評估	47
表 5-4 蘇澳 WANF 模式與 EWANF 模式推算能力評估	48
表 5-5 龍洞 WANF 模式與 EWANF 模式推算能力評估	48

第一章 緒論

1-1 研究動機與目的

以台灣冬季東北季風為例，由於台灣位處於歐亞大陸與太平洋之交會地帶，受季節風之變化影響甚大。每當大陸氣團南下時，海上風力快速增強，強烈陣風可達 10 級以上，其風力不亞於颱風災害性天候氣象。東北季風帶來的強風巨浪對漁民海上作業、港灣工程施工上甚為不便。若能精準的預測波浪，便能保障漁民及施工人員之安全，並降低海上作業之風險。因此，要如何利用季節風來進行波浪推算將為本研究之重要課題，用以提供港灣工程施工及港灣船隻作業之參考。

風場中壓力的變動使海氣的交界面產生振動進而形成波浪，過去風浪成長發達、傳遞及衰減等現象雖有學者或專家進行深入之探討，但是這些結果尚不足以滿足目前在工程設計上以風場特性來推算設計波高及週期之精度。往昔前人對於風浪的預測，已有相當多的研究如侯與劉(1982)指出台灣海峽之風浪與風速之一次方與二次方與風速三次方以上較明顯的關係，但風速三次方以上其相關性不佳。郭(1976)曾以統計分析之方法，收集風速及相對應時間之波浪，迴歸波高及風速之關係式，如此可簡易的推求波浪，但是這些統計模式皆具有地域性，且當風速較小時，波高推算可能會為負值或是波高過大等不合理的現象產生。

為了求得精度較佳之波浪預測，數值波浪推算必須配合適當的氣象及波浪資料，來建立風與波浪之關係公式，以利於從風場特性計算出波浪資料。各國採用的波浪預報方式系統有 WAVE WATCH III、WAM 及 SWAN 等三種模式系統，上述預報模式需較長時間資料運算及模式參數適應性不易調整等缺點。

基於上述經驗公式及數值計算模式之限制，本文利用模糊理論及類神經網路，遂具有非線性最佳化及學習快速演算等優點，進而達到即時具快速預測波浪之能力。使用適應性網路架構模糊推論系統 (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System 簡稱 ANFIS)，以架

構具季節風特性之波浪推算模式，應用此模式之運算快速及非線性現象之描述能力，以達波浪推算較高精度之預測性並提供港灣工程施工及港灣船隻作業之參考，並期望此模式未來可在工程設計與防災上提供即時及較精確的波浪推算與預報。

1-2 文獻回顧

Helmholtz (1888)於在十九世紀初，由提出不安理論來說明在水與空氣兩種不同介質所發生之波形。此理論稱為 Kelvin-Helmholtz 不安定理論，簡稱 K-H 理論。依 K-H 理論推求波浪之最低風速約為 6.4m/s，但此值卻與實際觀測之臨界風速值 1.1m/s 相差甚遠而不被應用。而在三十年後，Phillips (1957) 提出共鳴機制 (resonance mechanism) 的學說來說明靜止水面上風所產生波浪的原理。Phillips 認為由於風的紊流 (turbulent flow) 特性，而導致海面上受不均勻之壓力，由於水面上受壓力隨機變動而產生強制性的波浪，而當風與波浪兩者因頻率相同而開始共鳴時，則波浪因共鳴作用而呈線性成長。Phillips (1957) 的共鳴機構學說可以解釋波浪的生成及初期發達，但實際上波浪生成至某一程度後，波浪便快速成長，反而與線性成長有較大之偏頗。

Miles (1957) 提出剪力流理論 (shear flow hypothesis) 來說明波浪後期發展機制，Miles (1957) 假設海面上之平均風速依對數形式分佈，當水面引入小振幅波動時，原平行氣流受到擾動，隨之產生波動速度及相對的雷諾應力，而透過雷諾應力向下傳遞，風會損失能量與動量，最後由於波面斜度同位相之壓力分量將能量傳輸至波動，使波浪隨時間成指數成長。但並無法說明在逆風時對波浪之衰減作用、波速比風速非常小及風速為直線分布等三種情況。隨後 Miles (1960) 將剪力流理論與 Phillips 共鳴機制加以結合，以描述波浪初期線性成長及後期波浪呈指數函數成長，此聯合模型則為現今風浪成長主要理論。

目前相關之波浪模式有波譜法 (wave spectrum method) 及示性波法 (significant wave method) 二種，前者是應用波浪能量平衡方程式為其控制方程式，且配合波浪傳遞後各種物理特性來加以推算。現今各

國所採用之波譜數值模式示如表 1-1，為常用波浪預報系統模式的比較。以台灣為例，中央氣象局之預報採行 WAVE WATCH III 波浪模式、WAM 模式、SWAN 模式並行測試。

表 1-1 常用波浪預報系統模式的比較表

波浪預報模式	簡介
WAVE WATCH III	WW III 由美國氣象局使用由 NCEP 所發展的 WAVE WATCH III，此模式為第三代風浪預報模式 WAM 的修正模式
WAM	WAM 由 WAMDI Group (1988) 以第三代風浪之特徵加以建立而成
SWAN	SWAN (Simulating Wave Nearshore) 由 Booij 等 (1996) 除了第三代風浪之特徵，同時考慮波浪在近岸海域的傳導特性和變形效應。

至於後者，示性波法(significant wave method)則是將波浪大小與風速、吹風歷時與吹送距離等參數關係加以定量分析。在示性波法中，最早採用系統化來進行波浪推算則為 SMB 法(Sverdrup and Munk, 1947; Bretschneider, 1952)，SMB 法是將波浪大小與風速、吹送距離，導入統計代表量的示性波概念來描述隨機海面波浪，其理論架構包括風浪發生、發達、傳遞及減衰等連串現象之系統推導，最後建立示性波高及週期與風速、吹送距離、延時等公式。並根據不同水域（開放水域 JONSWAP）或主風向及主波向不一致（Donelan-JONSWAP）則有不同的推算方法。因此傳統的 SMB 及 Donelan-JONSWAP 較適用於季風波浪推算。

近年來電算科技的發達，類神經網路系統開始廣泛應用於海岸工程方面上，往昔學者利用類神經網路進行預測波浪，有 Deo 和 Naidu(1999)以即時實測波浪資料作為類神經網路之輸入值，而以倒傳遞類神經路架構來推算波浪，並以此建立短期波浪推算模式。Deo 等人(2001)則建構以風速及示性波高與週期之類神經網路，來預測風

浪。錢等人(2002)利用神經-模糊網路推算颱風波浪並建立颱風行為模式及氣象與颱風波浪之相互關係。張和錢(2003)結合 Holland 颱風風場模型與類神經網路，建立三種不同影響參數之台灣東部近岸颱風波浪推算模式以模擬颱風波浪。Bhattacharya 等人 (2003) 利用實測波浪資料、風向、延時作為類神經之輸入值，來追算遺失之波浪資料。Makarynsky(2004)為修正短期波浪之預測，分析不同延時之測試對預測風浪正確性之關係，並建立輸入值為 48 小時與輸出值為 24 小時之波高及周期之類神經學習網路，以此進行較長時間且可獲得較正確之波浪預測。Kalra 等人(2005)則以衛星量測之外海波浪特性及風場資料，進行近岸類神經網路風浪之推算。蔡(2005)以適應性類神經網路 (ANFIS) 建立實測風速大小對應波浪之架構，進行風浪之推算。Chang 和 Chien(2006a、2006b)針對不同風場參數分析其對波浪特性之關係，建立多個轉換函數之類神經網路模式，以進行颱風波浪之推算。

1-3 文章架構

本文將以適應性類神經模糊推論系統建構季節風特性之風浪模式。並依照五個章節說明風浪特性之分析、模式建構之過程與推算結果之探討。第一章為前言，主要說明研究動機、目的與研究方法及文獻回顧。第二章則是將推估季節風波浪之參數作扼要說明，並加以討論風與浪之關係來進行統計分析。第三章就適應性類神經模糊推論系統(ANFIS)之建構方法及操作流程，詳加說明。第四章則是將風與浪的特性導入，優選適合的輸入參數，以模糊類神經網路建構本研究之季節風波浪預報 WANF (Wave Model by ANFIS)，並驗證此模式之正確性及優劣程度。第五章則是應用本研究所建立之季風風浪推測模式 (WANF)，延伸應用於非學習測站的波浪推算，此模式稱之 EWANF(Extended of Wave Model by ANFIS)。由推算結果之證實本 EWANF 模式當測站資料不足時，可由鄰近測站之風場資料當模式之輸入，即可進行波浪之補遺及推算。第六章為總結本文。本研究流程示如圖 1-1。

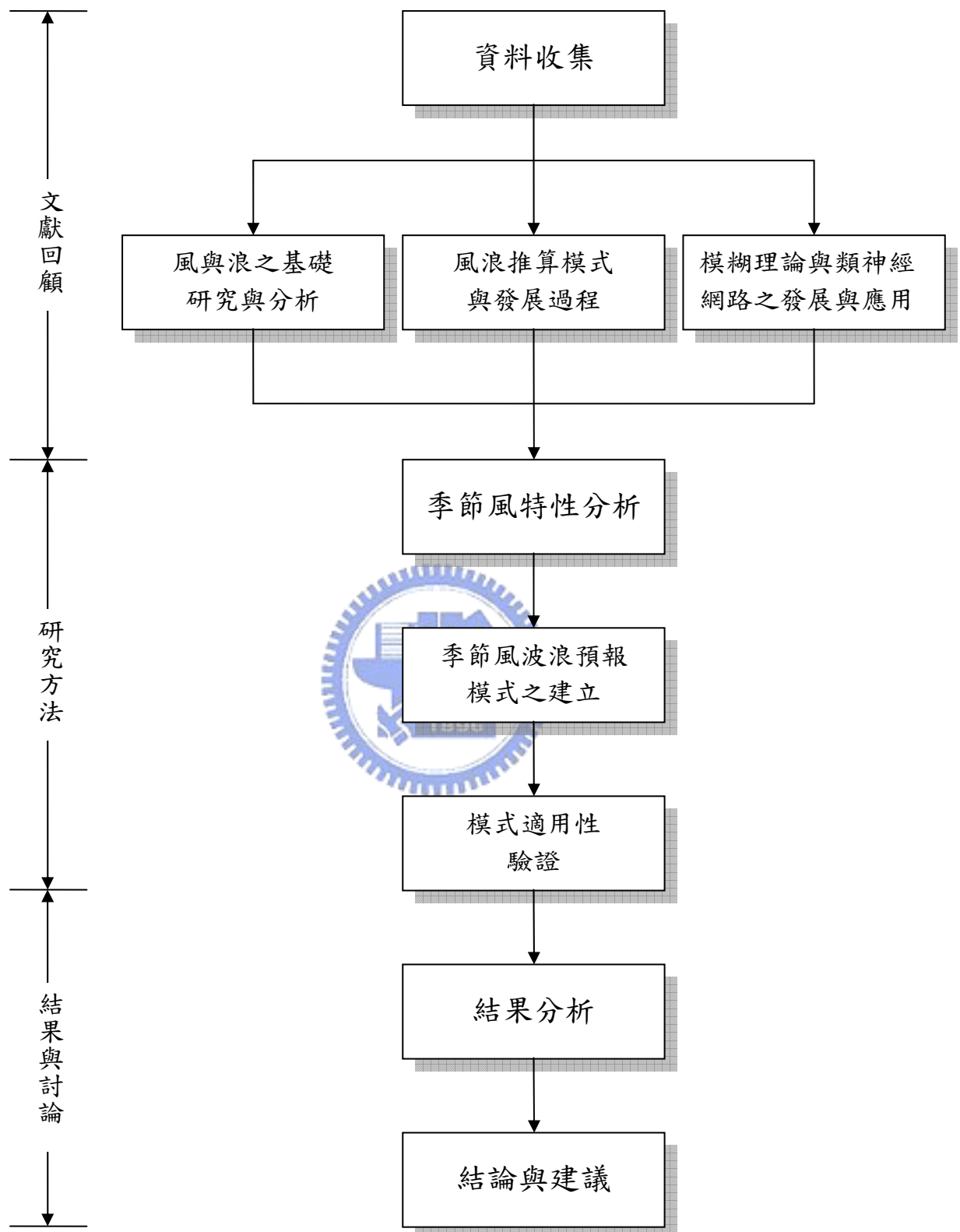


圖 1-1 研究流程

第二章 推估季節風波浪之參數決定

2-1 資料來源

根據中央氣象局近海漁業氣象預報區分類如圖 2-1，將台灣沿岸細分隔為 16 個近海漁業氣象預報區。本研究選定中央氣象局現有波浪三個觀測站，其位置示如圖 2-2。由北至南分別為龍洞 (Long-Dong)、蘇澳(Su-Ao)、花蓮(Hua-Lien)。此三個測站分別隸屬彭佳嶼海面、宜蘭蘇澳沿海及花蓮沿海，在台灣東北部海面。由於近海漁業氣象預報係以「區域」為預報單位，故本研究結果可適用這三個區域之波浪特性。



圖 2-1 近海漁業氣象預報區域圖

(摘自 中央氣象局)

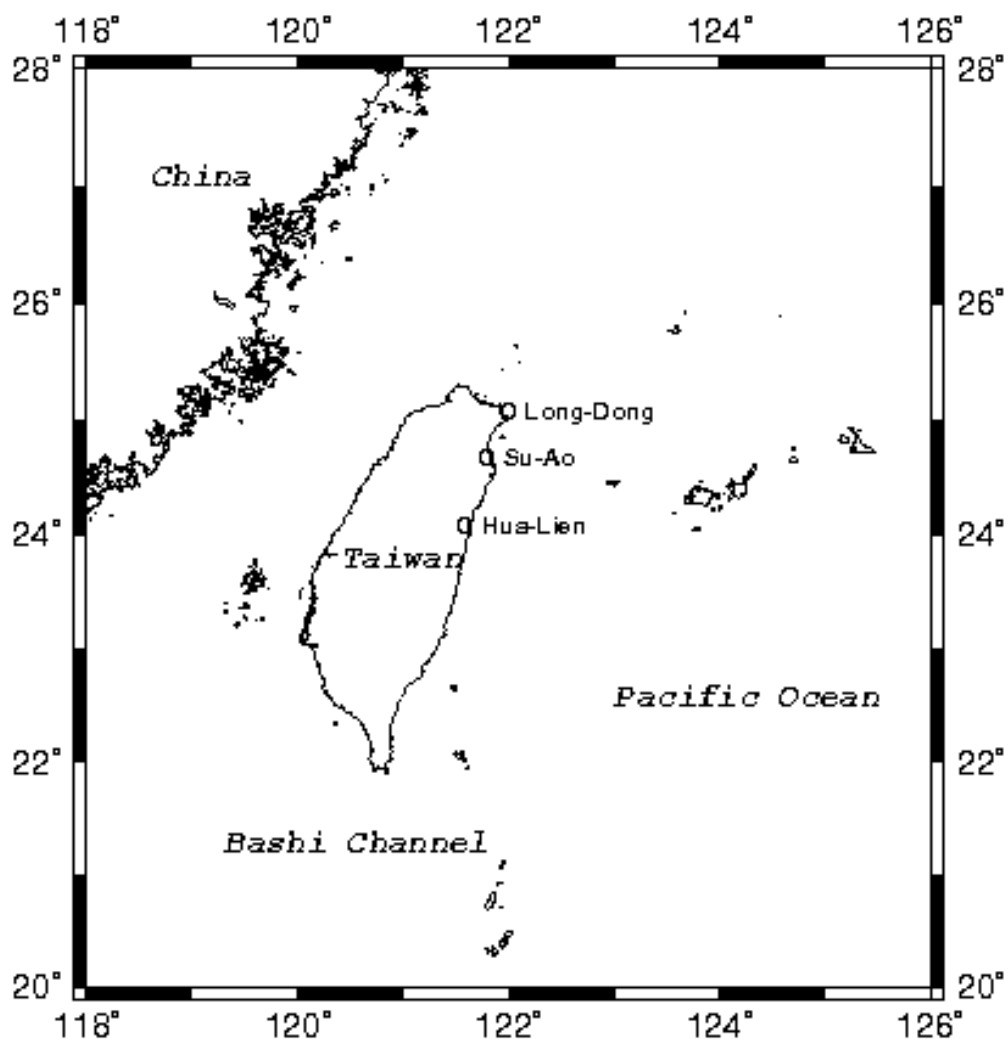


圖 2-2 測站地理位置圖

測量波浪的儀器為中央氣象局自行發展之資料浮標(data buoy)，每日 12 次所觀測的海氣象資料透過無線電及 GSM 等設備即時傳送回到中央氣象局監控及儲存，其波浪資料的時間格式為每兩小時一筆。本文所收集之 2002-2003 波高資料浮標，位置分別為龍洞—台北縣貢寮鄉龍洞遊艇港東南東方 3 公里，水深約 32 公尺；蘇澳—宜蘭縣蘇澳鎮蘇澳港北方約 4 公里，水深約 23 公尺及花蓮—花蓮縣新城鄉花蓮七星潭外海 0.5 公里，水深約 30 公尺。

另外，本文採用由港灣技術研究中心所提供之實測風速時間格式為每一小時一筆。以及由 ECMWF(European Centre for Medium Range Weather Forecasts) 歐洲中尺度預報中心之模式所預報風速，其格式

表兩個垂直方向之風速分量。時間間隔為每六小時一筆之數據，其解析度約為 1×1 經緯度左右。歐洲中尺度預報中心(ECMWF)是由 18 個歐洲國家共同支持組建，其主要研究目標為發展中尺度氣象之數值方法及技術加以改進提昇氣象預報之準確。並收集各種長期觀測資料，經由資料同化系統及動力演算後獲得再分析資料，目前計算出自 1985 年至今的長期且高解析度的全球資料。其緯向解析度為 1.125° (由東至西經度每 1.125 度格點，共 320 點)，經向解析度為 Gaussian 分佈 (南緯 90 度至北緯 90 度，共 160 點)。

2-2 風與波浪之統計特性

本文首先分析示性波高 H_s 與實測風速 W_o 及模式風速 W_m 之關係，分別示如圖 2-3 及圖 2-4。由圖 2-3 顯示示性波高與實測風速關係相當散亂，如果以線性迴歸曲線來表之關係，其 R^2 值約為 0.02。而由圖 2-4 顯示示性波高與模式風速之關係較上述關係為佳，有相關係數平方值 R^2 為 0.33。因此本文將利用模式預報風速為輸入值，來建立季節風推算波浪之模式架構。

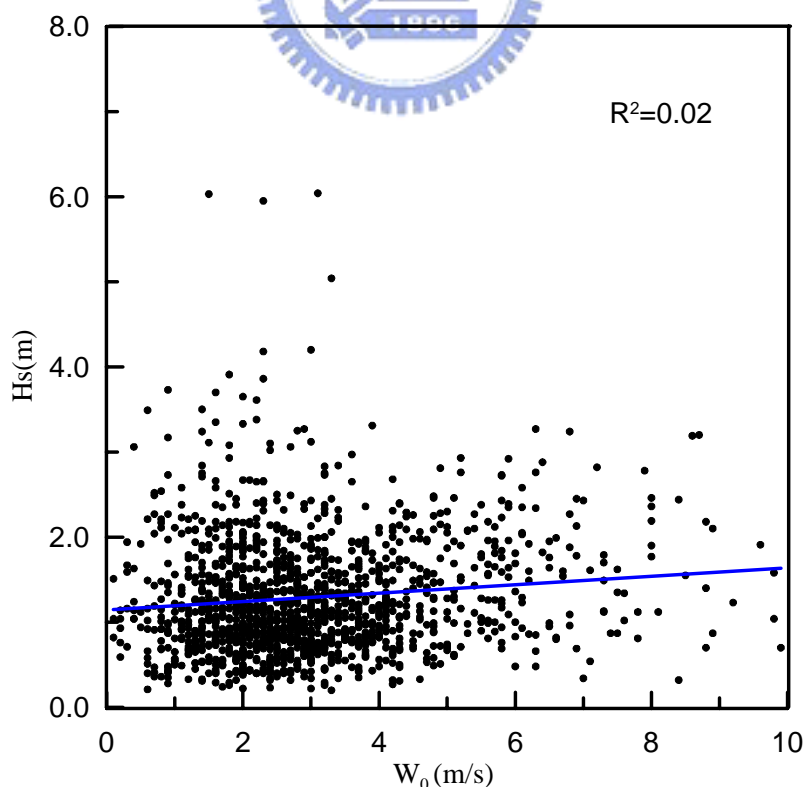


圖 2-3 實測風速 W_o 對示性波高 H_s 關係圖

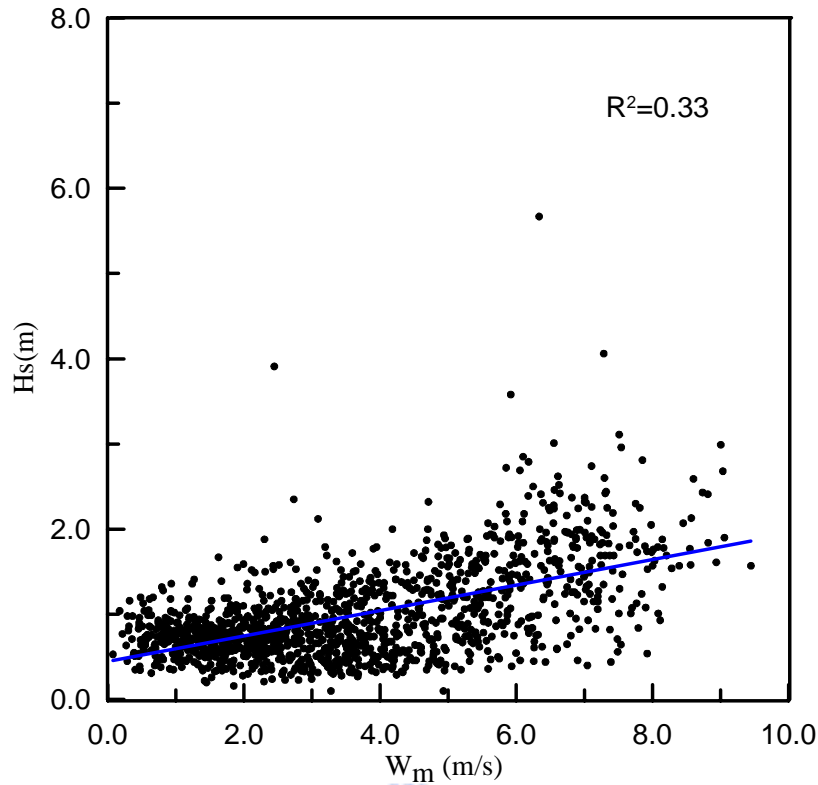
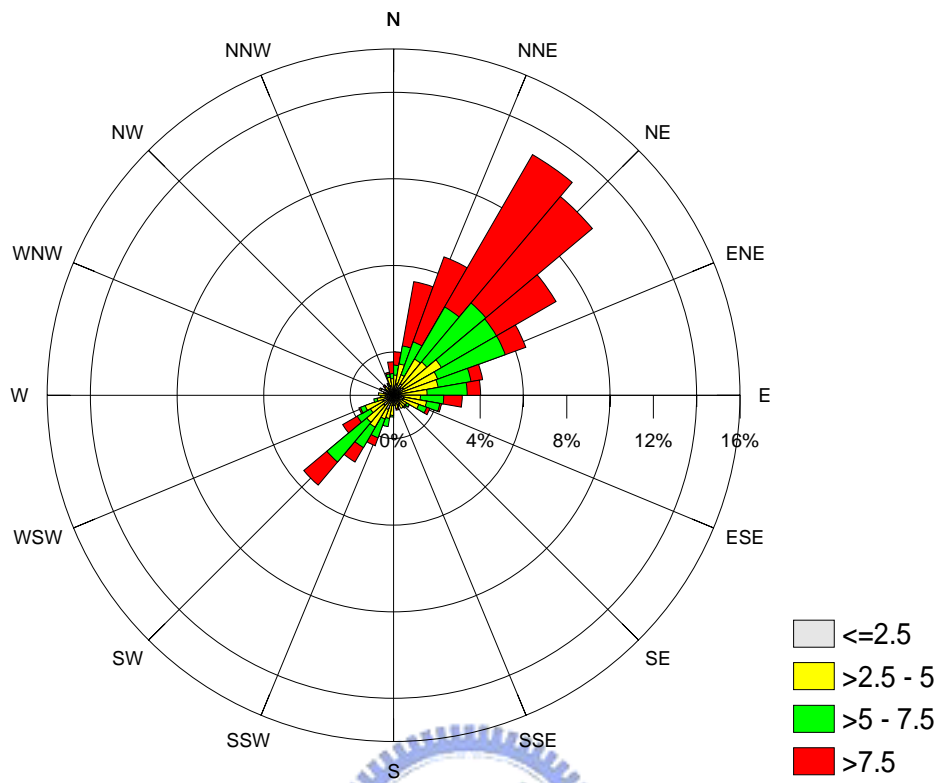


圖 2-4 模式風速 W_m 對示性波高 H_s 關係圖

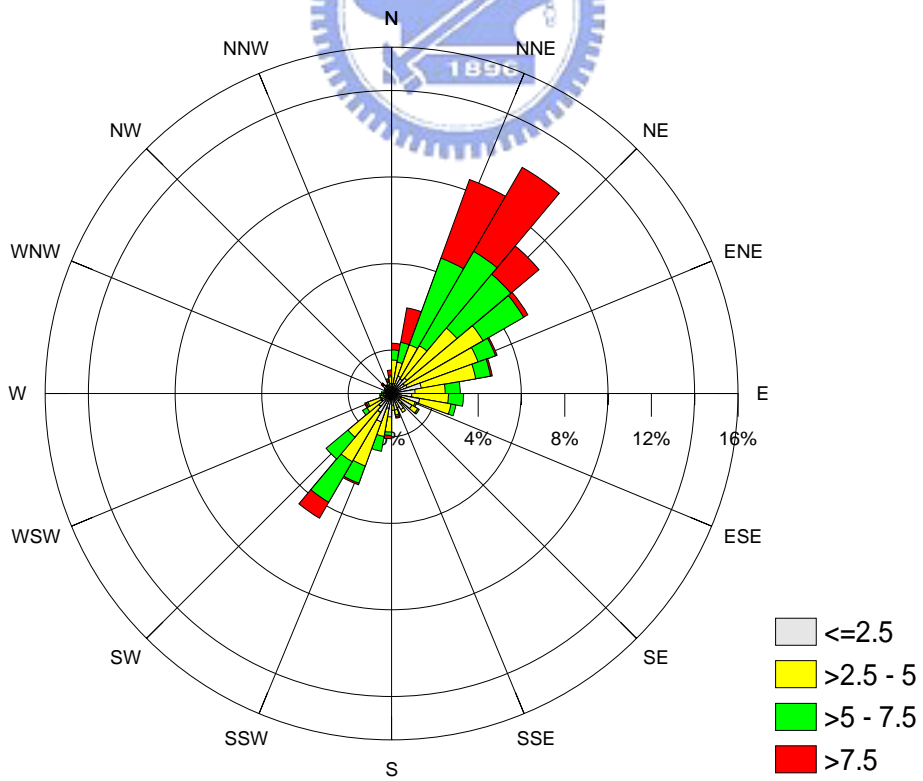
圖 2-5(A)~(C)分別為龍洞(LD)、蘇澳(SA)及花蓮(HL)2002 年風玫瑰圖，其中風向角度是以正北為基準，順時針方位角為其吹風角度。風速大小依顏色深淺區分為四部分，最深的顏色為風速大於 7.5m/s，間隔為 2.5m/s，最淺的顏色則為風速小於 2.5m/s。比較圖 2-5(A)~(C)中得知龍洞平均風速為三測站中最大，蘇澳風速次之，花蓮風速則為最小。

由圖 2-5(A)~(C)得知三測站的風向多集中在東北至西南兩個方向，且三站風速均在東北方向較西南方向大。可由圖中顯示在其三測站的風速範圍最大值之風向均介於北北東及東北方，其角度約為 33.75 度左右。圖 2-5(A)中龍洞次大風速範圍之風向為東北方，角度則為 45 度。而圖 2-5(B)及(C)蘇澳與花蓮次大風速範圍之風向為北北東方，角度為 11.25 度。

(A) LD



(B) SA



(C) HL

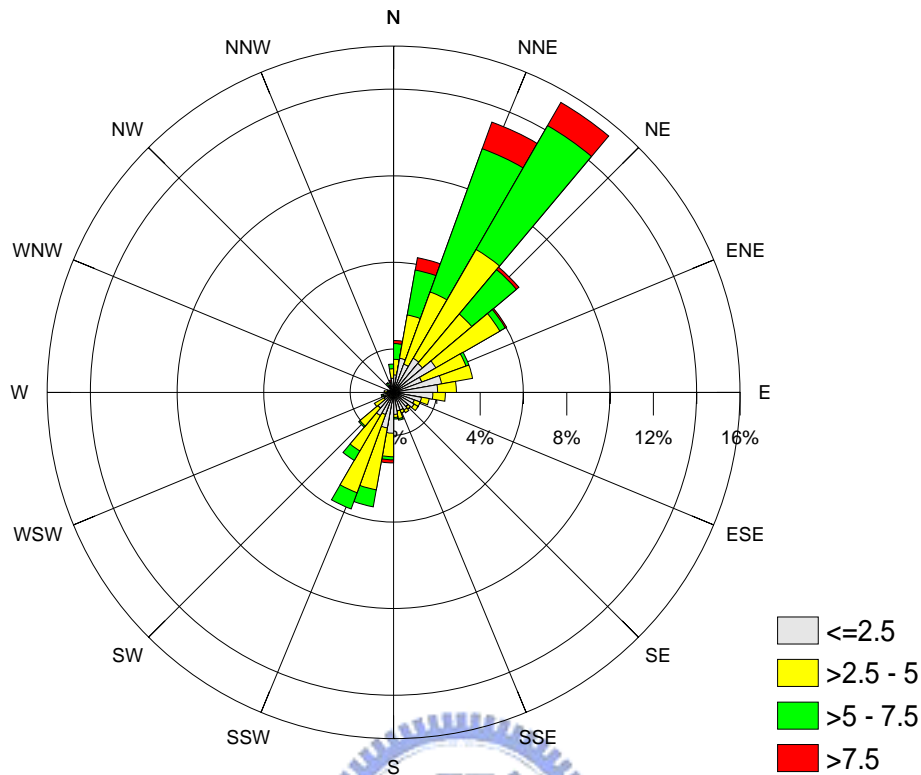


圖 2-5 2002 年(A)龍洞、(B)蘇澳、(C)花蓮風玫瑰圖

2-3 參數選擇－風速

風對波浪的形成極為重要，根據 Beaufort 爵士於 1805 年所提出之蒲福風級表，在 1838 年採用蒲福風級僅有十二級，目前已延伸至 18 級(包括 0 級)。但由於十二級以上之風力極少出現，故不加以敘述，現行蒲福風級表示如表 2-1。

蒲福風級表主要列出風速與其對應波高大小，得知波高與風速成正相關。當風速越大時，則波高則越大，此法廣泛應用於氣象及航海界。而 Soares(1986)回歸目視法與儀器實測之波高與示性週期之關係，得到目視之波高較實測值低，而當目視週期於 8 秒以下者，目視波高較儀器實測為低，反之則當目視週期於超過 8 秒時，目視結果較實測值為高。

表 2-1 蒲福風級表

蒲福風級	名稱		風速		浪高 (公尺)			
	風	浪	每時海裡	每秒公尺	可能波高	最大波高		
0	無	風	-	< 1	0 - 0.2	-	-	
1	軟	風	微	波	1 - 3	0.3 - 1.5	0.1	0.1
2	輕	風	微	波	4 - 6	1.6 - 3.3	0.2	0.3
3	微	風	小	波	7 - 10	3.4 - 5.4	0.6	1.0
4	和	風	小	浪	11 - 16	5.5 - 7.9	1.0	1.5
5	清	風	中	浪	17 - 21	8.0 - 10.7	2.0	2.5
6	強	風	大	浪	22 - 27	10.8 - 13.8	3.0	4.0
7	疾	風	大	浪	28 - 33	13.9 - 17.1	4.0	5.5
8	大	風	巨	浪	34 - 40	17.2 - 20.7	6.0	7.5
9	烈	風	猛	浪	41 - 47	20.8 - 24.4	7.0	10.0
10	暴	風	猛	浪	48 - 55	24.5 - 28.4	9.0	12.5
11	狂	風	狂	濤	56 - 63	28.5 - 32.6	11.5	16.0
12	颶	風	狂	濤	64 - 71	32.7 - 36.9	14.0	> 16

2-4 參數選擇－延時

根據 SPM (Shore protection manual, 1978) 風浪成長之經驗公式，描述深水波示性波高與延時關係，示如圖 2-6。由圖 2-6 得知延時時間固定，不同風速對應波高有所不同，風速越大波高越高。但在不同風速下，若波浪已發展成熟則波浪不再成長達到平衡的狀態。

由高和梁 (1980) 分析基隆港口波高與彭佳嶼的風速，以延時 9 小時之相關性最高。再者莊等人 (1992) 分析台灣北部海岸波浪及風速，以風速延時和波高 12 小時有最佳之關係。因此，本研究分析風速及波高延時之相關性，來建立風速持續性對波高的影響，其結果示如圖 2-7 所示。由圖 2-7 得知在延時差為 2 個資料點(每六小時為一個資料點)時，其具有最高約 0.6 的相關係數，此結果顯示模式風速的延時對波浪大小有關。反之，當風速延時超過 12 小時之後則模式風速對波高之影響降低。

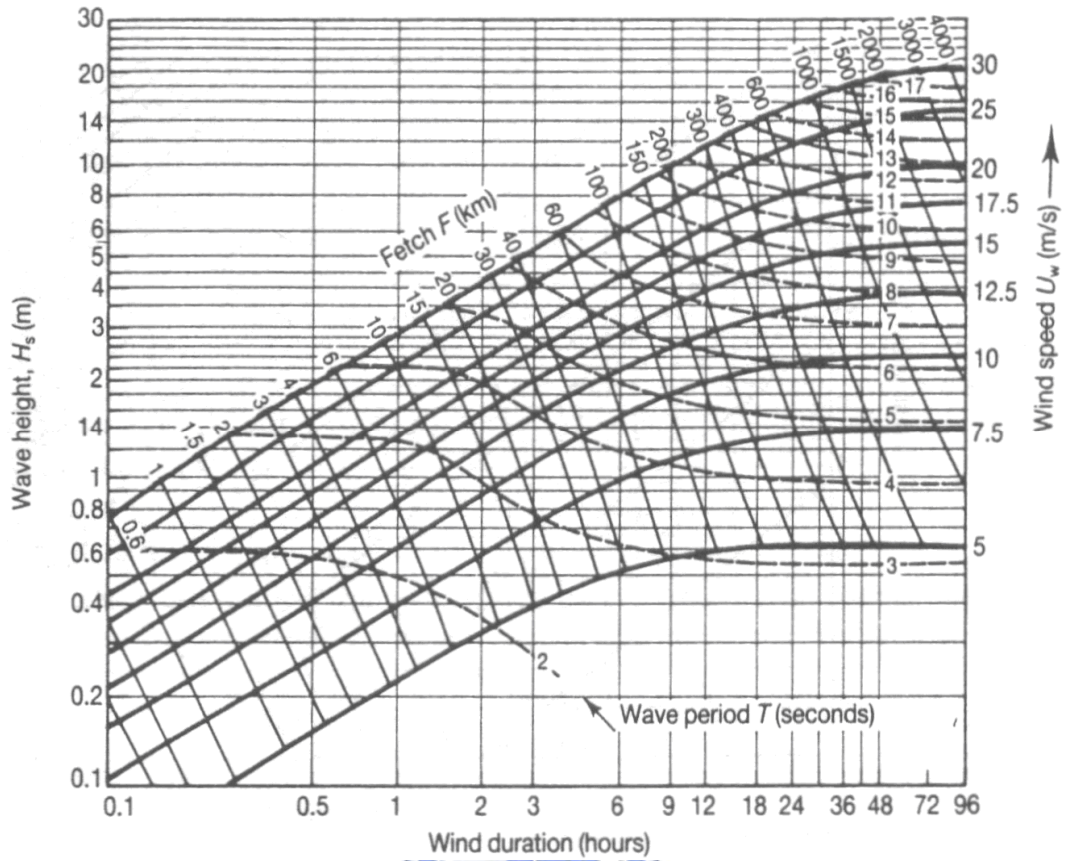


圖 2-6 深水波之示性波高與延時關係圖

(摘自 SPM, 1978)

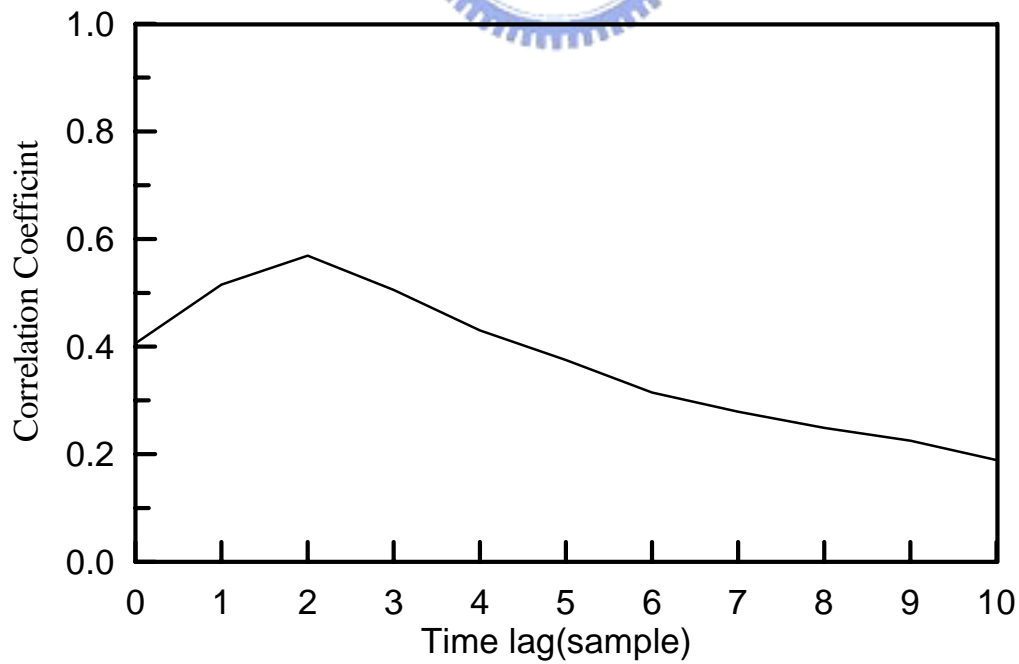


圖 2-7 花蓮波高與模式風速相關性和延時差之關係圖

2-5 參數選擇－風向

本文將以模式及實測風場來進行分析，並分別繪製波高與風向比較圖，如圖 2-8 及 2-9 所示，其中資料點為風向所對照之示性波高。由圖 2-8 可得知波高與實測風向呈現較散亂的關係，因而無法辨別出風向與波高之關係。而圖 2-9 則為花蓮之模式預測風向與波高比較圖，圖中得知風向若在 30 度及 210 度左右，其所對應之示性波高有較明顯較高而集中之趨勢。其中當模式風向為 30 度時，其所對應之波高約在 0~4m 之間變化。而模式風向為 210 度時，其對應之波高則集中於 0~2m 之範圍。

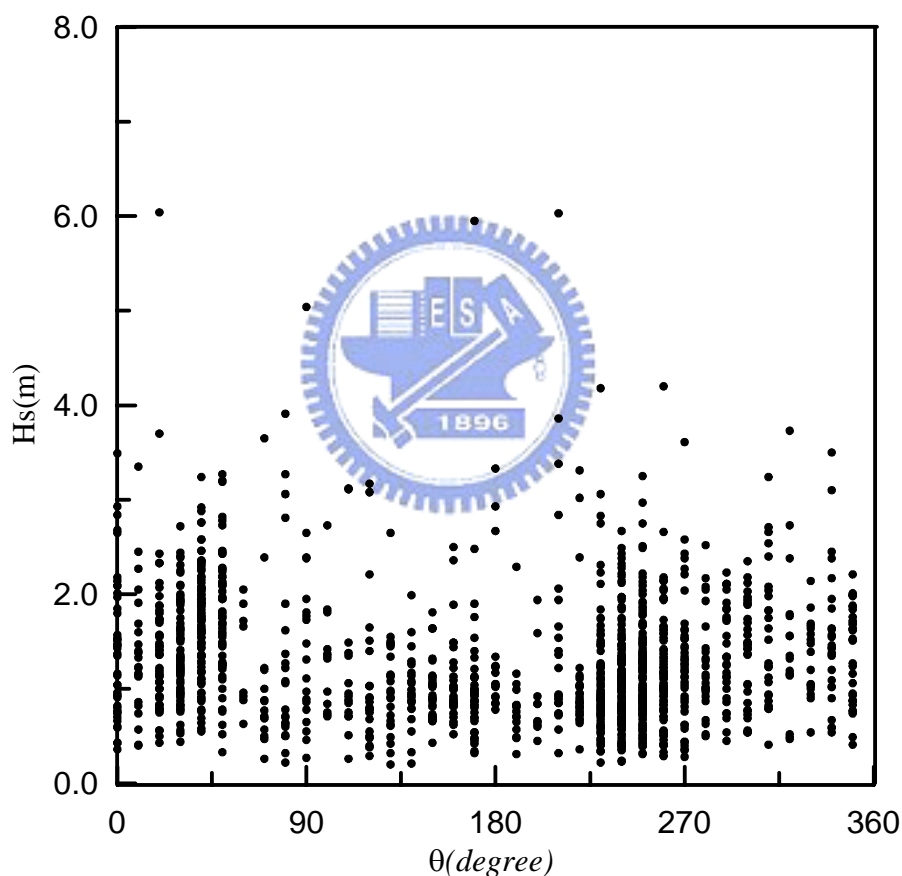


圖 2-8 花蓮港波高與實測風向比較圖

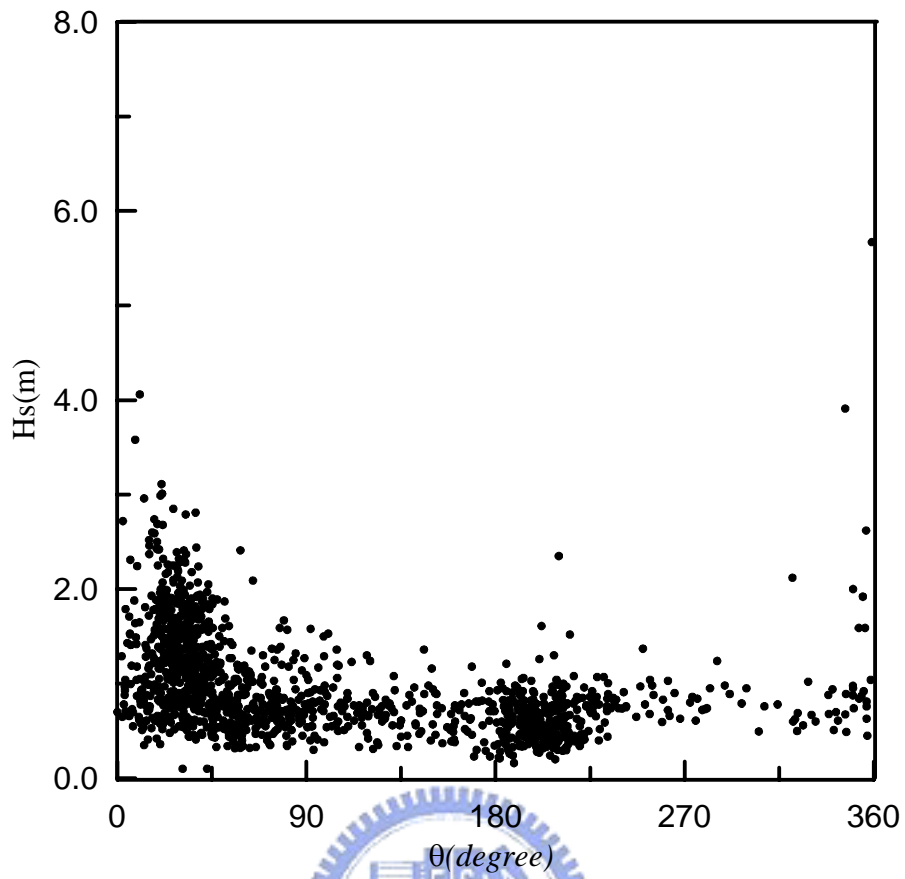


圖 2-9 花蓮港波高與模式風向與比較圖

第三章 季節風波浪推算模式之建構

3-1 波浪模式之架構

本研究以適應性網路模糊推論系統進行季節風預測波高模式建構，其主要架構是以模糊推論系統為網路模式基礎，並結合神經網路自我組織之特性。由於模糊類神經網路模式除具有一般類神經網路的性質與優點外，又由於使用模糊推算的運行機制，使得處理單元的計算變成較簡便，且亦加快計算的速度，並使系統容錯的能力大為增加。此外，ANFIS 尚具有以下優點：

1. ANFIS 可完成複雜非線性系統的輸入及輸出間映射關係，因此在重現非線性時間連續系統上，優於一般線性方法。
2. ANFIS 所調整參數之數目較一般倒傳遞類神經網路為少。
3. ANFIS 模式結合了建構模式較有彈性的模糊推論系統與具有自我學習能力的類神經網路，使得模式充分發揮對於系統不確定性與不精確性的處理能力，以及絕佳的學習能力與歸納推理功能。
4. ANFIS 控制器具備模糊控制的精神，所以可控制非線性系統或是建模有誤差的受控系統，又因具備類神經網路的功能，故可避免調整歸屬函數的困難。

本研究將採用模糊理論及類神經網路作為主要架構，利用模糊理論及類神經網路具有學習演算較快及非線性最佳化等優點，達到學習效率快以即時預測波浪。並以模式風場的風速、延時及風向進行花蓮及蘇澳與龍洞的季節風浪模式之建構，學習資料時間為 2002 年，預測時間則為 2003 年，資料之時間間隔為 6 小時。而在模糊歸屬函數之設定中，較常用之模糊歸屬函數分別為高斯模糊歸屬函數、三角形模糊歸屬函數及梯形模糊歸屬函數等三種。其中，高斯模糊歸屬函數其曲線較為平滑，因此具有較佳的非線性特性，三角形模糊歸屬函數與梯形模糊歸屬函數對電腦而言，所需的計算量較少。而本研究選定經測試選定高斯(Gauss)模糊歸屬函數作為本模式之最佳歸屬函數，架構季節風與波浪之模式來進行波浪的推算，以提高系統之有效性實用於波高推算及預報之能力。

3-2 ANFIS 之架構

適應性網路模糊推論系統之架構包含兩個輸入值 x_1, x_2 及一個輸出值 Z ，並將函數式模糊規則(Sugeno 模糊規則)，以一組輸入/輸出資料中，建立起此種型態的模糊規則，示如圖 3-1，其相對應之 ANFIS 架構則示圖 3-2。由圖 3-1 的模糊推論中可知：

$$\text{規則 1 : If } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } B_1 \text{ then } Z = f_1 = P_1 \cdot x_1 + q_1 \cdot x_2 + r_1 \quad (3-1)$$

$$\text{規則 2 : If } x_1 \text{ is } A_2 \text{ and } x_2 \text{ is } B_2 \text{ then } Z = f_2 = P_2 \cdot x_1 + q_2 \cdot x_2 + r_2 \quad (3-2)$$

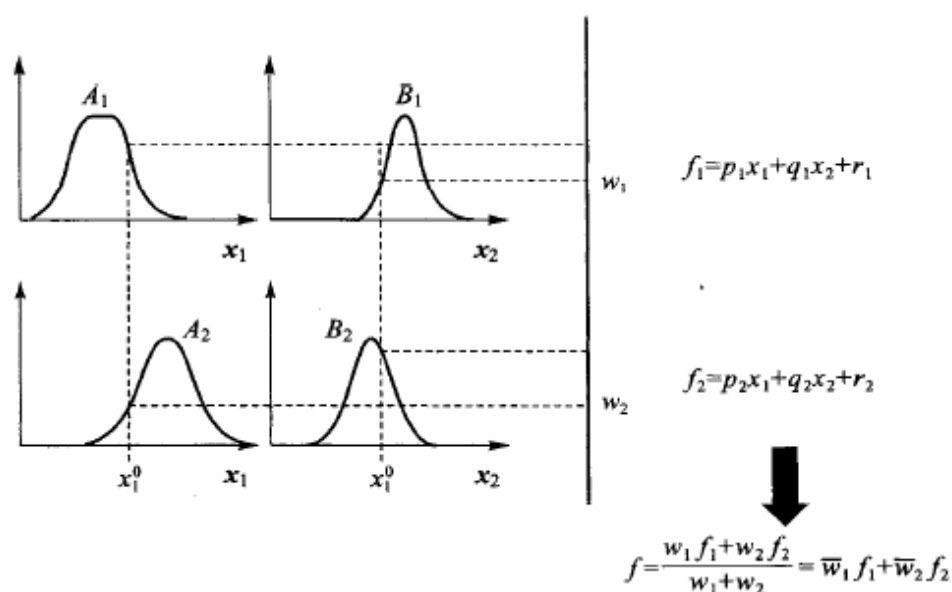


圖 3-1 模糊邏輯推論示意圖

(摘自 ANFIS, 1993)

將模糊推論之歸屬函數應用於 ANFIS 架構之中，在同一層中所有節點之歸屬或轉換函數均需相同，其內部構造，共分為五層分別為輸入層、規則層、正規化層、結論推論層及輸出層，示如圖 3-2。其推算之流程為先將輸入數據進行模糊化，並選擇輸入歸屬函數，經由模糊推理得到輸出的模糊評價結果，最後由位於輸出層之類神經元執行去模糊化的運算，以便提供明確的輸出值。

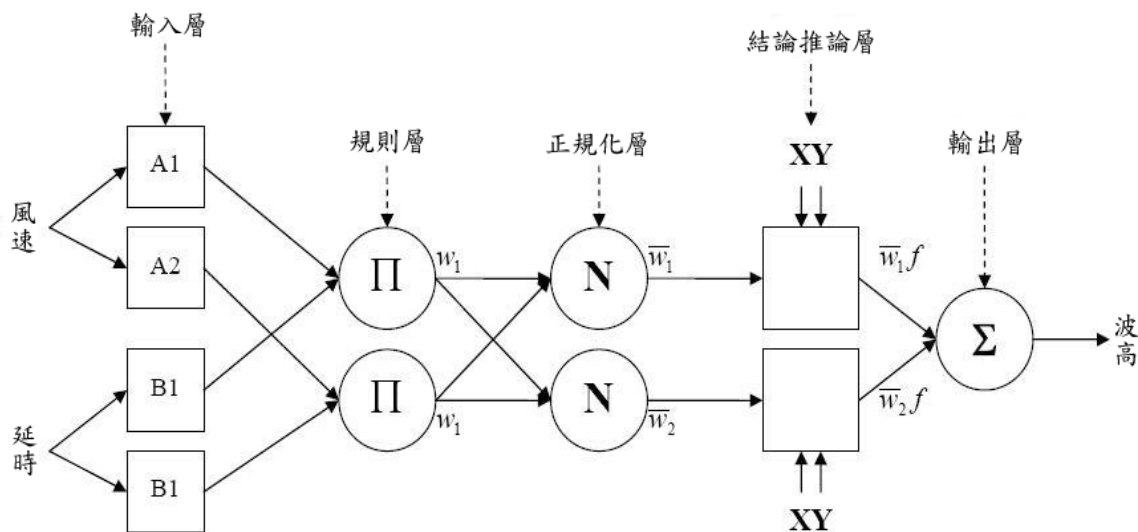


圖 3-2 適應性網路架構模糊推論系統架構示意圖

(摘自 ANFIS, 1993)

由圖 3-2 之模糊規則的推論過程，其相對應的架構分別說明如下。

1. 輸入層 (layer 1)

第一層是將輸入變數映射到模糊集合中，進行模糊化處理，處理單元為圖 3-2 中的方塊神經元，如圖 3-2 設定每個輸入值具有兩個歸屬函數。該層節點之輸出函數為經模糊化之歸屬函數，示如式(3-3)，其中歸屬函數可選用鐘形(generalized bell)、S 形(sigmoidal)或三角形(triangular)等歸屬函數， $\mu_{A_i}(x)$ 為鐘形函數，示如式(3-4)，其最大值為 1，最小值為 0。

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (3-3)$$

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (3-4)$$

其中， i 為歸屬函數的數量， x 為輸入值， a_i 、 b_i 、 c_i 是鐘形歸屬函數的參數，而這些參數稱為前項參數(premise parameters)。

2. 規則層 (layer 2)

第二層為則執行模糊規則的「啟動強度」之計算是由第一層之輸出之歸屬函數，進行相互的矩陣乘積，並經由模糊交集(T-norm)，進行模糊邏輯之交集(AND)運算求得其結果，其輸出值示如式(3-5)，處理單元則為圖 3-2 中圓形神經元，就是該類神經元所代表之模糊規則之啟動強度(Firing strength)，其中以符號 Π 表示，而規則數量可由第一層之歸屬函數數量的輸入變數數量之冪次方，因此本層之輸出值有四個規則，即 $(2^2=4)$ 。

$$Q_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(x) \quad i = 1, 2 \quad (3-5)$$

3. 正規化層(layer 3)

第三層為規則層之輸出值，進行每一個規則之正規化處理，示如式(3-6)，其處理單元為圖 3-2 中圓形神經元，並以符號 N 表示，使其輸出值介於 0 到 1 之間。為了簡化起見，通常將第三層累神經元的輸出值稱之為「正規化之啟動強度」。

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2 \quad (3-6)$$

4. 結論推論層(layer 4)

第四層則為將正規化層之結果與函數式模糊規則(Sugeno 模糊規則)相乘，示如式(3-7)其處理單元為圖 3-2 中方形神經元。

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (3-7)$$

其中， p_i 、 q_i 及 r_i 為後置參數(consequent parameters)。

5. 輸出層(layer 5)

第五層中只有一個處理單元，該單元為圓形神經元，並以 Σ 符號標示為計算第四層之輸出總和，此值作為網路之輸出值，其表示式如式(3-8)。

$$O_i^s = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (3-8)$$

各層各參數則經由類神經網路的監督式學習，使得模糊推論系統可獲得最佳化的調整，以修正模糊系統的隸屬函數之各項參數值，提高演算效率及效能以達輸出精度的要求。由於 ANFIS 是以模糊推論系統為基礎，以模糊規則庫為模式架構，不但可將原規則逐一轉換為模糊規則，亦可藉由資料的模糊聚類(fuzzy clustering)或其他聚類分析，將龐大的資料轉換為數量較少的模糊規則庫，以減少參數計算的負擔與資料儲存空間的浪費，同時也可將專家的經驗與知識轉換成推論規則，以彌補資料對系統描述的不足。

3-3 模式檢定標準

為了能客觀表示模式推算波浪結果之優劣程度，本文利用了三個指標作為推算波高能力之評斷。

(1) 相關係數 γ (correlation coefficient) :

相關係數是一種用以衡量兩配對隨機變數(bivariate random variables)之關係的度量，其定義示如式(3-9)，此值介於-1 與 1 之間。相關係數表現出預測值與實測值間之相關程度，假若預測值與實測值之間之正相關性高，則 γ 會趨近為 1。

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^N [(P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})]}{\left[\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2 \right]^{1/2}} \quad (3-9)$$

其中 P_i 與 O_i 分別表示為預測值與實測值，則 \bar{P} 與 \bar{O} 分別表示在預測時間內之預測平均值與實測資料平均值， N 為資料總數。

(2) 平均絕對誤差 ε (mean absolute error) :

平均絕對誤差反映了預測值偏離實際值的大小，其定義示如式(3-10)， ε 值可表現出預測值與實測值之間之平均預測誤差， ε 值越大則表示偏差量越多而誤差大。

$$\varepsilon = \frac{\sum_{i=1}^N |(P_i - O_i)|}{N} \quad (3-10)$$

(3) 平均相對偏態 β :

β 定義如式(3-11)。 β 可表現出預測值與實測值偏態量之大小，若實測值與預測值均相同，則 β 為 0，如果 β 大於 0 則表示預測值高估於實際值；反之，則 β 小於 0，則表示實際值高估於預測值。

$$\beta = \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)}{N} \quad (3-11)$$

3-4 模式操作流程

而本文是利用 MATLAB 其中之 Fuzzy Toolbox 所提供之適應性網路模糊推論系統之功能，以模式風場的風速、延時及風向來建立季節風浪模式，其學習資料時間為 2002 年，預測時間則為 2003 年，資料之時間間隔為六小時。本研究經測試選定高斯(Gauss)模糊歸屬函數作為本模式之最佳歸屬函數，本模式流程圖示如圖 3-3。首先進行收集花蓮波浪數據資料，以模式風速、延時及風向當作季節風波浪影響之參數，分別以上述之參數作為 WANF-1 及 WANF-2 模式之輸入值，以建構季節風推算波浪之模式，最後為推估模式之驗證。

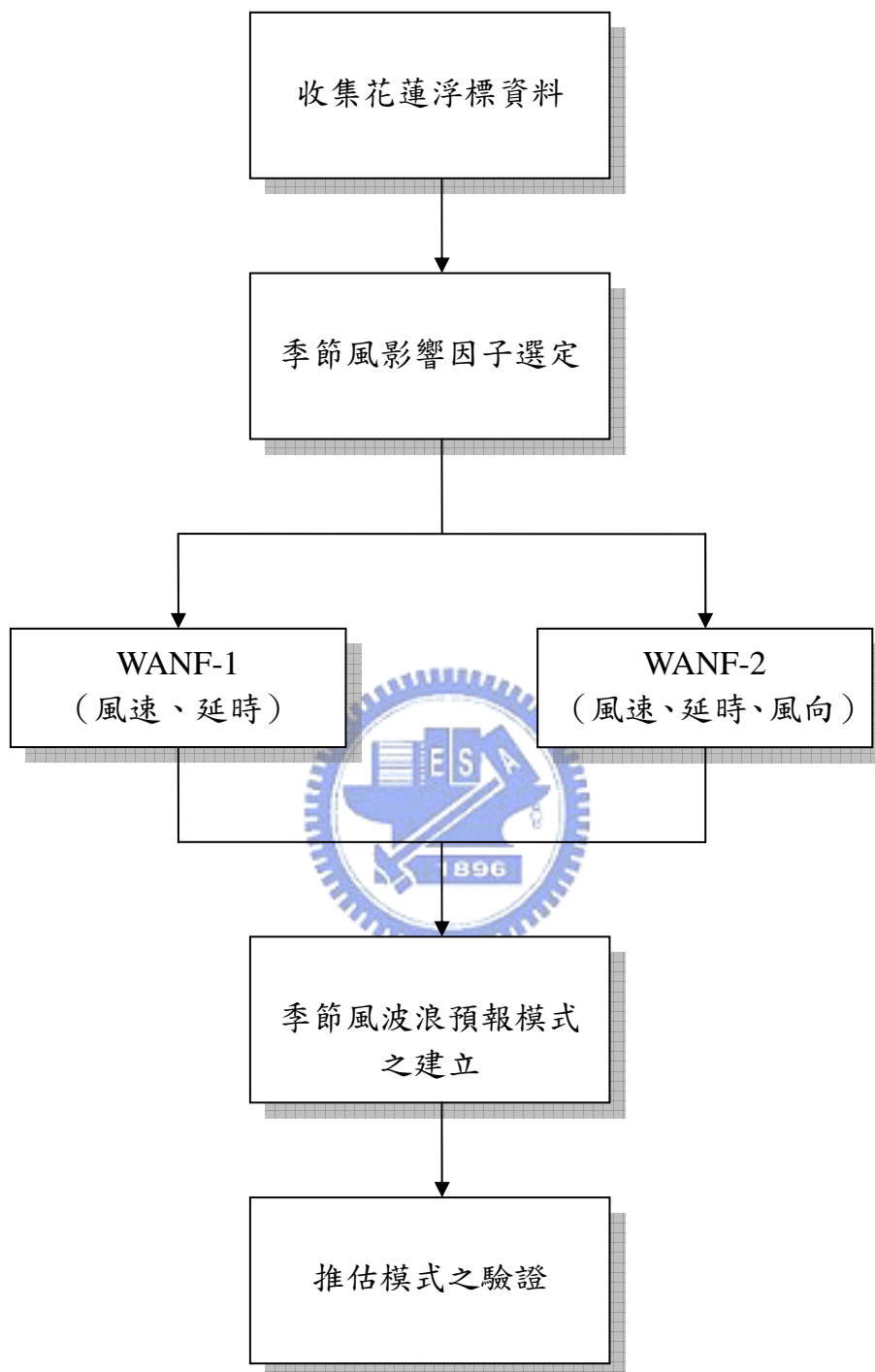


圖 3-3 模式建立流程圖

第四章 季節風波浪基本推算模式之建立

4-1 WANF-1 模式

本文於第二章已分析花蓮港之模式風速及波高的關係，示如圖 2-4。若由二次多項式迴歸得知，模式風速與波高二者間之相關性 R^2 值約為 0.36，顯示出模式風速變化之趨勢略可對應波浪之情形。圖中得知，當風速在 4m/s 以下時，波高約分佈在 0~2m 之範圍內。而風速 4m/s 以上，波高則在 0~4m 之間變化。僅由二次迴歸式，無法精準的推求受風場影響之波高變化。

再者根據莊等人 (1992) 分析台灣北部海岸波浪及風速，以風速延時和波高 12 小時有最佳之關係。而且，本研究亦發現在花蓮港之風速延時 12 小時與波高有較好之相關特性。

故本文利用上述之分析結果，建構出由模式風速 (W_t)、與前 12 小時之風速 (W_{t-2}) 為輸入值，而輸出值則為當時之波高 ($H_{s,t}$) 之季節風浪預測模式。此模式稱為第一個 WANF 模式，簡寫為 WANF-1 模式。模式資料以花蓮港為學習資料，學習時間為 2002 年，學習長度為一年，並以 2003 年做為驗證資料。經第三章所述之學習監督優化之過程所得到 WANF-1 模式，來推算波高之結果，示如圖 4-1 與 4-2。由圖 4-1 及 4-2 得知在夏(4~6 月)秋(7~9 月)兩季推算之波高出現推估值大於實測值，其推算波高約在 1m 附近變化。由此結果可知，WANF-1 模式以推測點及其 12 小時延時之風速做為輸入值，於春冬兩季之波高推算優於夏秋兩季者。

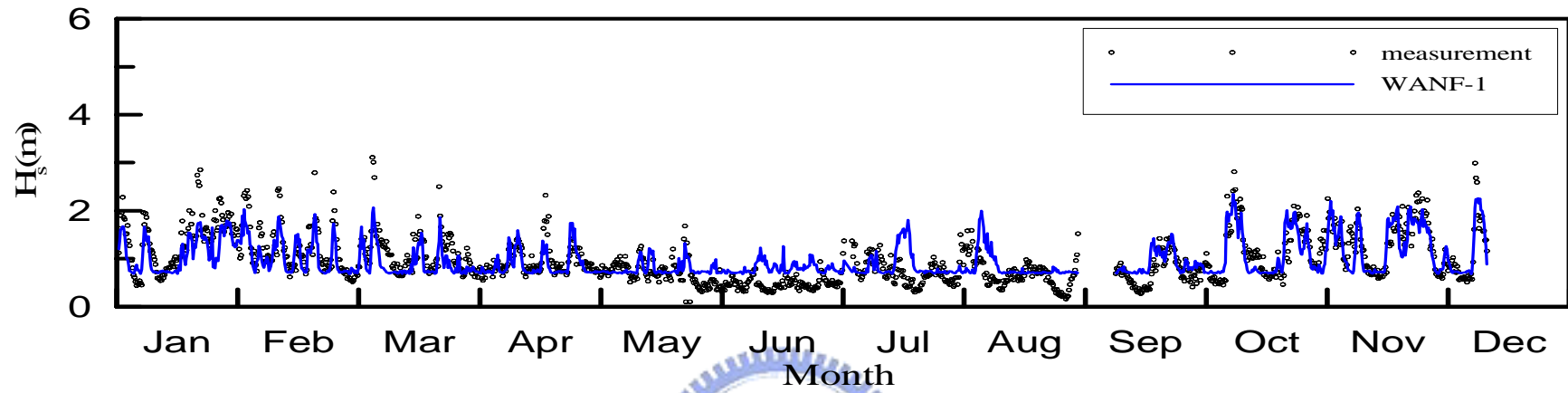


圖 4-1 2002 年花蓮 WANF-1 波高學習輸出值

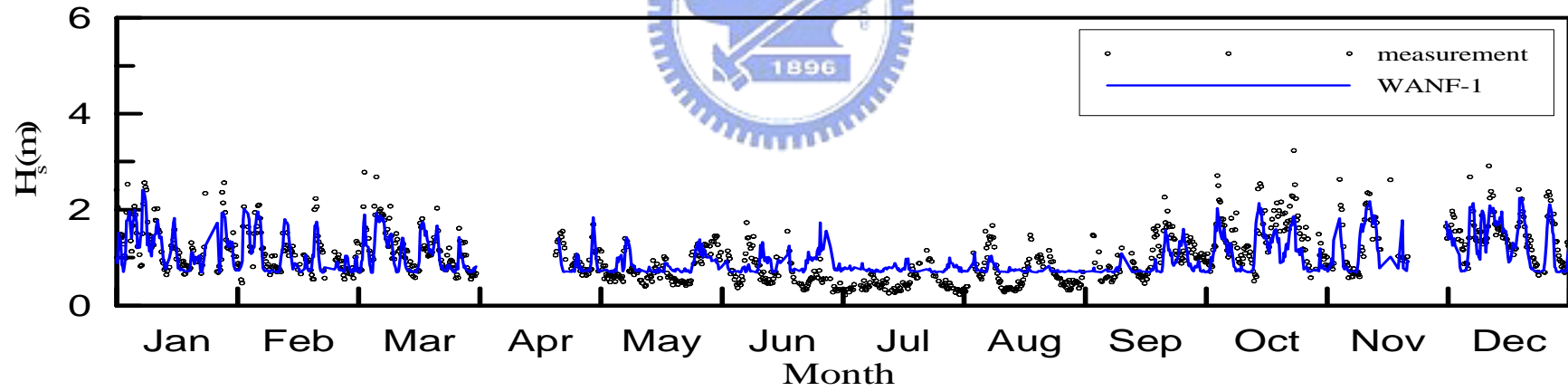


圖 4-2 2003 年花蓮 WANF-1 波高預測輸出值

本研究並以相關係數(γ)、平均絕對誤差(ε)及平均偏態(β)等三種指標評估 WANF-1 模式推測示性波高之能力，其分季結果示如表 4-1。由表 4-1 可知學習於春冬兩季時之波高推算的相關係數分別為 0.83 及 0.82；但夏秋兩季之相關係數僅為 0.47 與 0.22 左右、而夏秋之平均絕對誤差值為 0.22m 及 0.28m；春冬之平均絕對誤差值則分別為 0.26m 與 0.24m，雖然夏秋之誤差值與春冬略為接近，但其相關係數在 0.5 以下且小於春冬兩季。由平均偏態值可看出春冬之推算值低於實測波高值，而夏秋之推算波高則會高估實測值。另外，表 4-1 顯示以本模式驗證來推算 2003 年之波高結果，與學習結果之趨勢相似。

表 4-1 花蓮 WANF-1 模式在學習及驗證階段之推算能力評估

		γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.83	0.26	-0.19
	夏	0.47	0.22	0.11
	秋	0.22	0.28	0.14
	冬	0.82	0.24	-0.06
	學習平均	0.74	0.25	0.00
2003	春	0.80	0.21	-0.07
	夏	0.34	0.25	0.08
	秋	0.49	0.30	0.07
	冬	0.72	0.31	-0.18
	預測平均	0.74	0.27	-0.03
兩年平均		0.74	0.26	-0.01

4-2 WANF-2 模式

根據上述討論 WANF-1 模式之推算結果，懷疑 WANF-1 模式因只有風速及延時而無法完整描述風浪變化之過程。模式輸入參數是否需加入風向之考慮，因此在本節詳細探討花蓮風向當做模式輸入參數對模式推算能力之影響。繪製花蓮風向 2002 年之全年、東北及西南季風之風向玫瑰圖，分別示如圖 4-3 至圖 4-5。由圖中可得知花蓮港風向全年多集中於東北—西南方向，約在 22.5 度及 202.5 度，兩個主方向。在東北季風時期風向較為集中於北北東方向約為 11.25 度，而非東北季風時期風向較為分散但仍是以東北—西南方向。東北季風時期約在春冬兩季，其平均風速約大於 5m/s；西南季風時期則約在夏秋兩季則風速多介於 2.5 m/s 與 5m/s 左右。

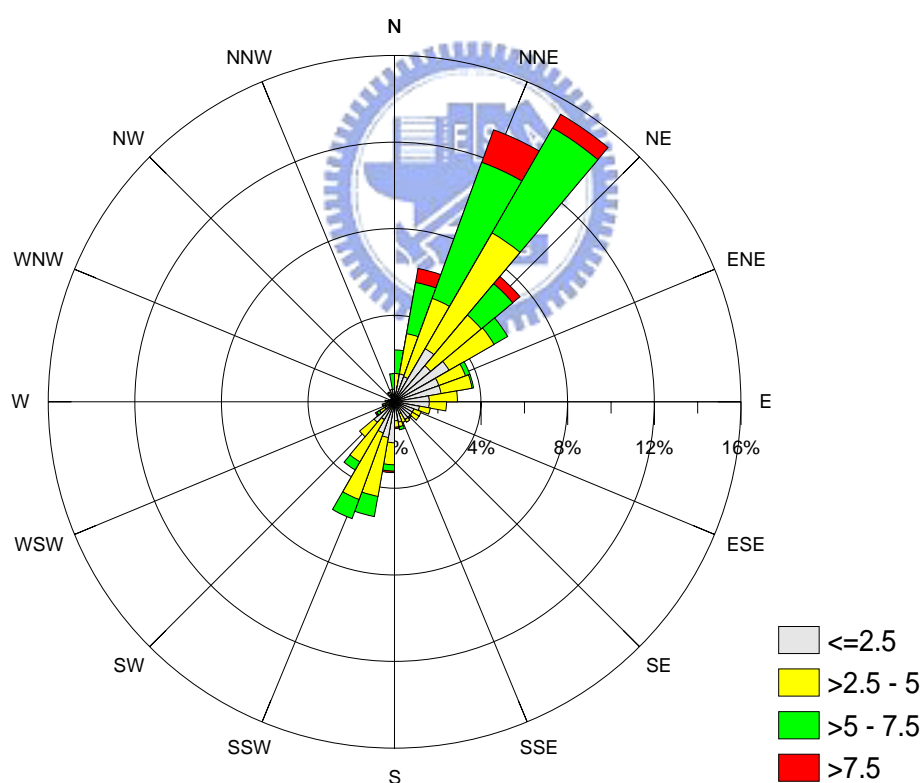


圖 4-3 2002 年花蓮全年風玫瑰圖

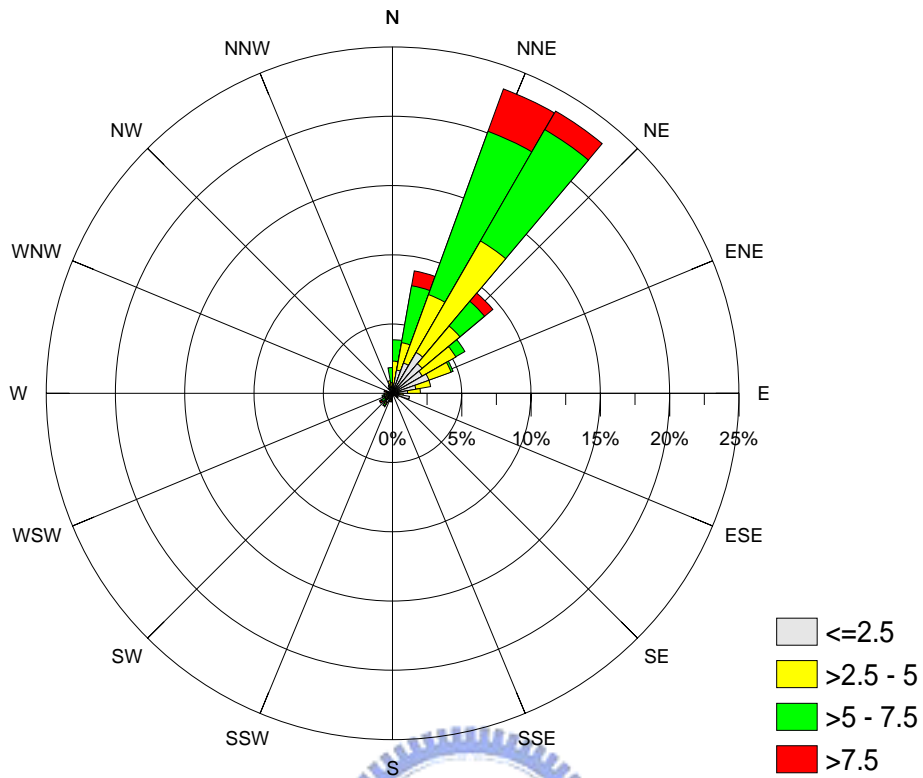


圖 4-4 2002 年花蓮東北季風時期風玫瑰圖

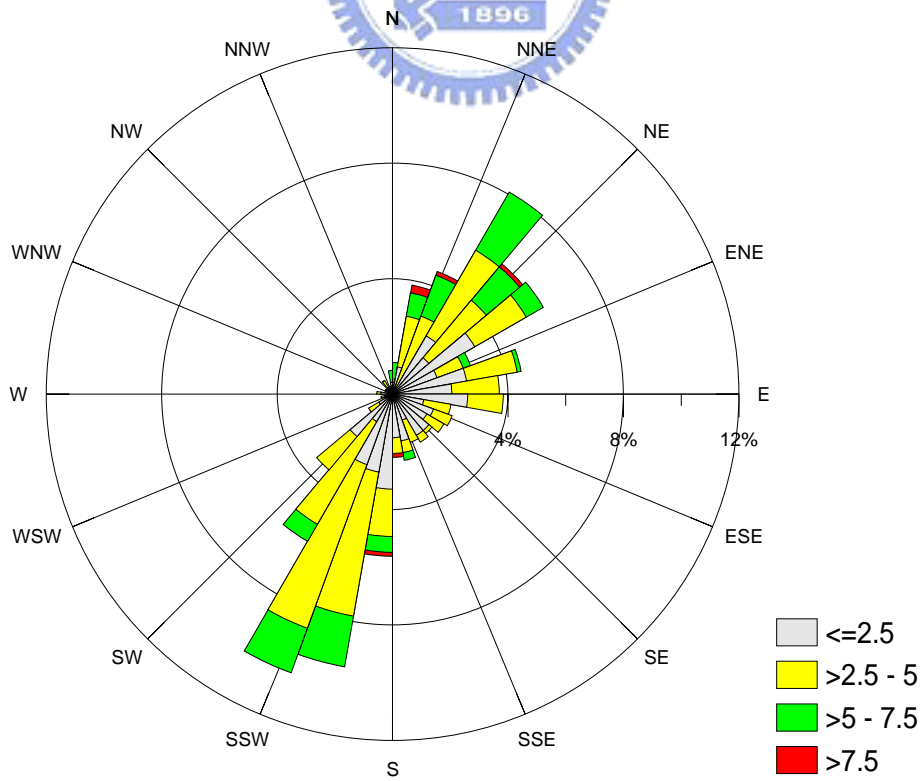


圖 4-5 2002 年花蓮港西南季風時期風玫瑰圖

根據第二章中考慮其他推估季節風浪之特性參數，本節將加入風向輸入參數所建構模式，稱為 WANF-2 模式。此模式之輸入值即為模式風速 (W_t)、延時 (W_{t-2}) 與風向 (θ_t)，輸出值則為當時之波高 ($H_{s,t}$)。學習時間亦為 2002 年，學習長度為一年，並以 2003 年做為驗證資料。經 WANF-2 模式推算波高之結果示如圖 4-6 與 4-7，從圖 4-6 與 4-7 得知 WANF-2 模式推算波高值與實測值之趨勢幾乎一致，但當實測值若在大於 3m，或者小於 0.5m 左右時，其推算值與實測波高差異大。

本研究評估 WANF-2 模式之推算波高能力如表 4-2 所示。由表 4-2 可知 WANF-2 學習推算春冬兩季之波浪與實測值之相關係數均為 0.83；在夏秋推算波高與實測值之相關係數約為 0.68 與 0.48 在夏秋推算波高之平均誤差值為 0.17m 及 0.21m，但在春冬推算波高之平均誤差值則均為 0.23m，雖然夏秋推算波高與實測值之誤差值較在春冬者小，但在夏秋推算波高與實測值相關係數在 0.7 以下，小於在春冬兩季情況。另外由偏態可看出春冬之推算值低於實測波高值，而在夏秋之推算波高則高於實測值的特性。2003 之推算波高結果與 2002 年學習結果之趨勢相似。

本文以 WANF-2 模式推算波高值與花蓮港 2002 年及 2003 年實測值的分散圖(Scatter plot)，示如圖 4-8 與圖 4-9，圖中 $H_{s,o}$ 為實測之波高及 $H_{s,p}$ 為推算值。在 2002 年學習資料與推估值之相關性 R^2 值為 0.69，其開根號為相關係數，約為 0.83 左右。在驗證階段，推算 2003 年波高與實測值之相關 R^2 值為 0.63，相關係數為 0.80 左右。因此可知，本文得知 WANF-2 模式於預測季節風波浪上以大致穩定，其推算值與實測波高相關係數有達 0.8 以上。

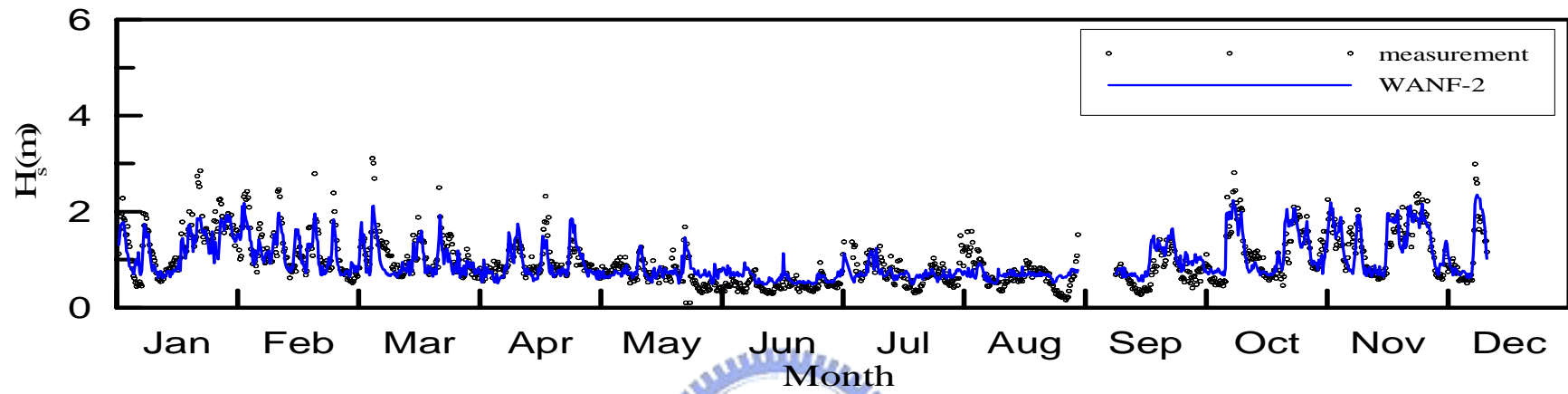


圖 4-6 2002 年花蓮 WANF-2 波高學習輸出值

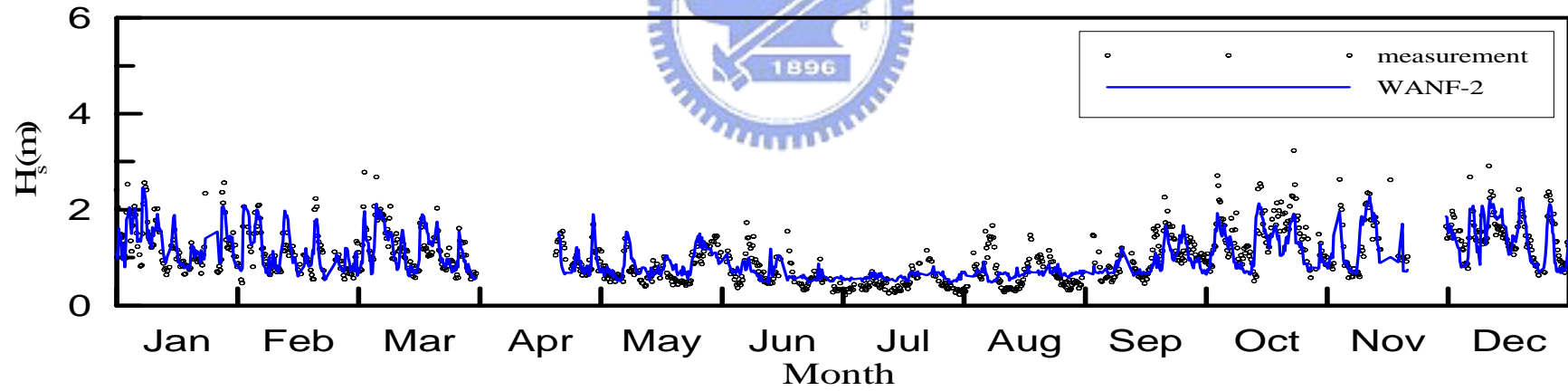


圖 4-7 2003 年花蓮 WANF-2 波高預測輸出值

表 4-2 花蓮 WANF-2 模式在學習及驗證階段之推算能力評估

		γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.83	0.23	-0.10
	夏	0.68	0.17	0.05
	秋	0.48	0.21	0.05
	冬	0.83	0.23	0.00
	學習平均	0.83	0.21	0.00
2003	春	0.80	0.21	0.02
	夏	0.60	0.20	0.02
	秋	0.63	0.24	0.00
	冬	0.72	0.29	-0.11
	預測平均	0.80	0.24	-0.02
兩年平均		0.81	0.22	-0.01

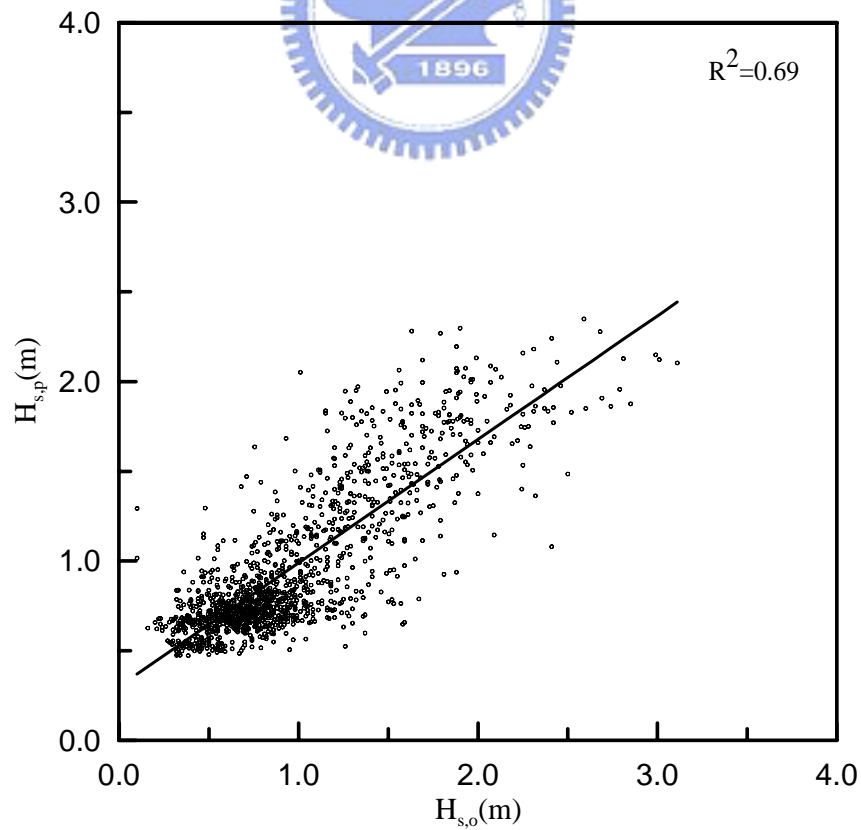


圖 4-8 2002 年學習模式波高與實測值之比較圖

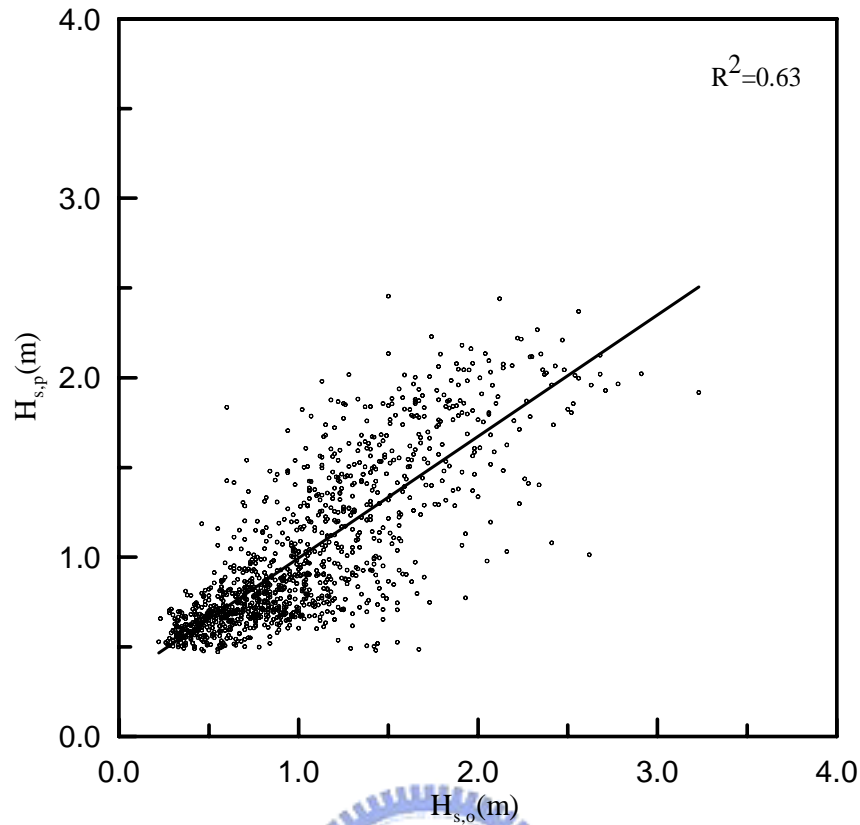


圖 4-9 2003 年預測模式波高與實測值之比較圖

比較表 4-1 及表 4-2 得知以 WANF-1 與 WANF-2 模式推算之波高與實測值於春冬兩季之相關係數相似。但對夏秋兩季 WANF-2 模式推算波高之相關係數明顯高於以 WANF-1 模式推算者。無論四季或在學習階段及驗證階段，以 WANF-2 模式推算波高之誤差值均低於以 WANF-1 模式推算者。若從平均偏態量來看，WANF-2 模式 β 值所得較 WANF-1 模式獲得之 β 值小，以此推算能力評估指標來看 WANF-2 模式對於季節風時期波浪之特性學習及預測較 WANF-1 模式佳。

4-3 單站 WANF 模式

基於 4-2 討論結果得知 WANF-2 模式以風速、延時及風向等輸入值將有效推算花蓮之資料分為學習資料及驗證資料季節風波浪。故本節繼續使用 WANF-2 模式，預測龍洞及蘇澳二個測站之波浪，學習時間同為 2002 年，學習長度為一年，2003 年資料做為驗證用。經學習監督優化之過程得到各單站 WANF 模式推算波高之結果分別示如圖 4-10 至 4-13。

由圖 4-10 至 4-13 得知 WANF 模式預測波高與實測值之趨勢幾乎

相似。但當實測值若在大於 3m，或者小於 0.5m 左右時，其預測值與實測之波高差異性大。

本研究評估 WANF 模式推估波高能力示如表 4-3 與 4-4。由表 4-3 可知蘇澳學習推算春冬兩季之波浪時相關係數為 0.73 與 0.81；夏秋推算波高之相關係數約為 0.68 與 0.43 在夏秋推算波高之平均誤差值為 0.19m 及 0.27m，而春冬推算波高之平均誤差值則為 0.21m 及 0.26m。由表 4-4 可知龍洞學習於春冬兩季推算波高時相關係數為 0.77 與 0.85；夏秋之推算波高相關係數約為 0.79 與 0.50 在夏秋推算波高之平均誤差值為 0.22m 及 0.28m；春冬推算波高之平均誤差值則為 0.28m 及 0.29m。

由表 4-3 與 4-4 得知 WANF 模式預測之波高與實測波高值進行分析，雖然夏秋之推算波高誤差值與春冬略小，但其相關係數平均約 0.6 小於春冬兩季者。並由平均偏態量可看出春冬之預測值低估實測波高值，而夏秋之波高則高估實測值的特性。因此，2003 之預測波高結果的統計分析亦大致呈現相同之結論。但在表 4-4 中發現龍洞之 2003 年冬季預測波高部分的相對偏態為 -0.27m 遠低於春夏秋等三季，而相關係數則為 0.81，其表示模式之預測值低於實測波高值，但其趨勢相似。亦顯示出 WANF 模式在預測季節風波浪時，當實測波高值高於 3m 時，模式無法達到精準預測波高值，但其預測波高趨勢相似。因此，由 WANF 模式所推算之波浪相關係數 γ 約在 0.76 以上，平均誤差值 ε 在 0.3 公尺以下，平均偏態量 β 皆在 0.1 公尺以下。由此顯示本模式之推算結果，將可實際應用於季節風浪之推算及統計分析。

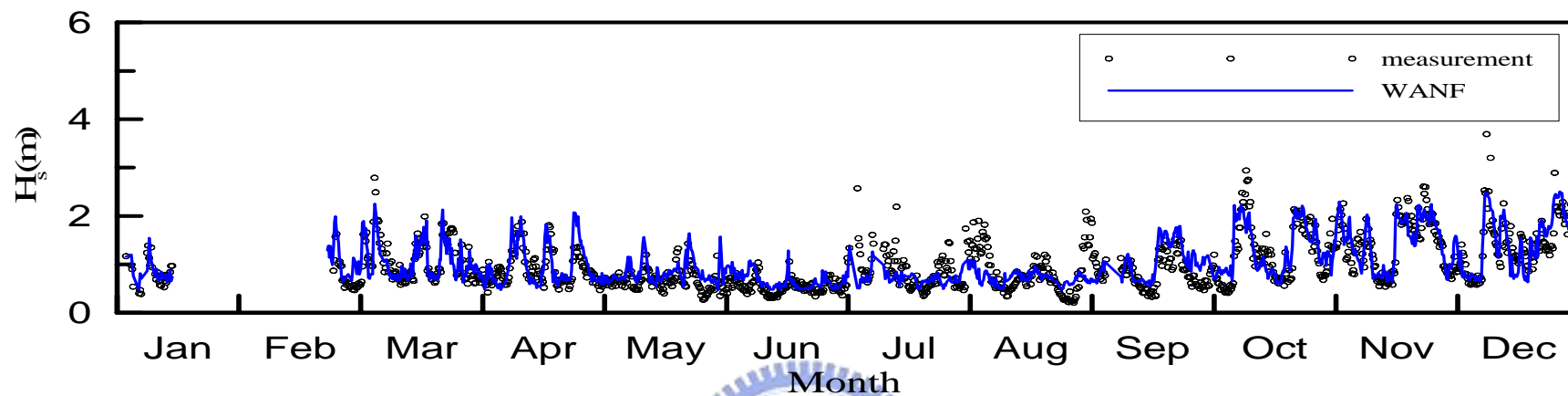


圖 4-10 蘇澳 2002 年 WANF 波高學習輸出值

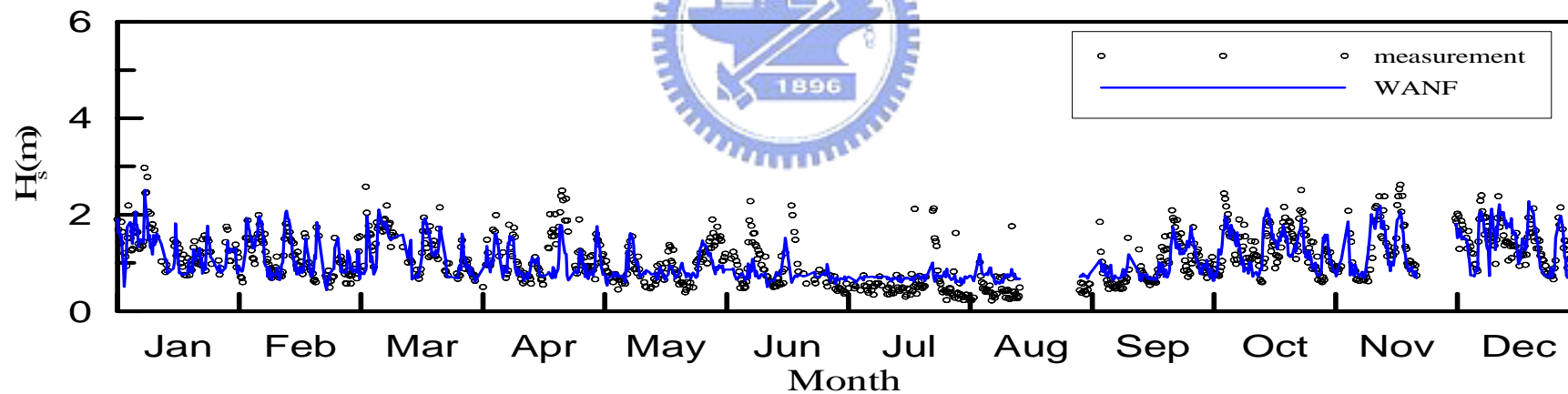


圖 4-11 蘇澳 2003 年 WANF 波高預測輸出值

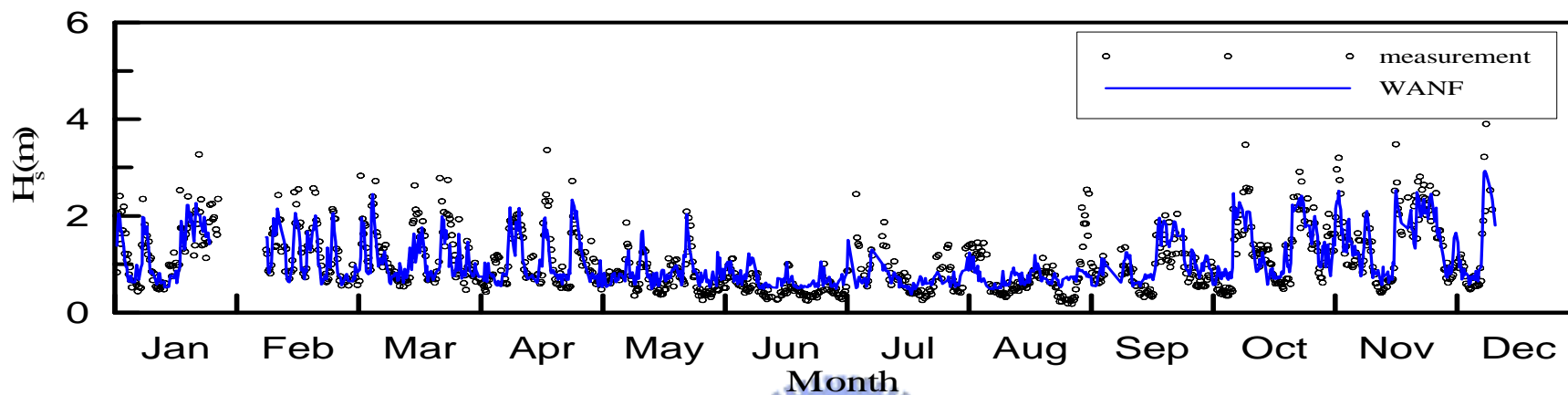


圖 4-12 龍洞 2002 年 WANF 波高學習輸出值

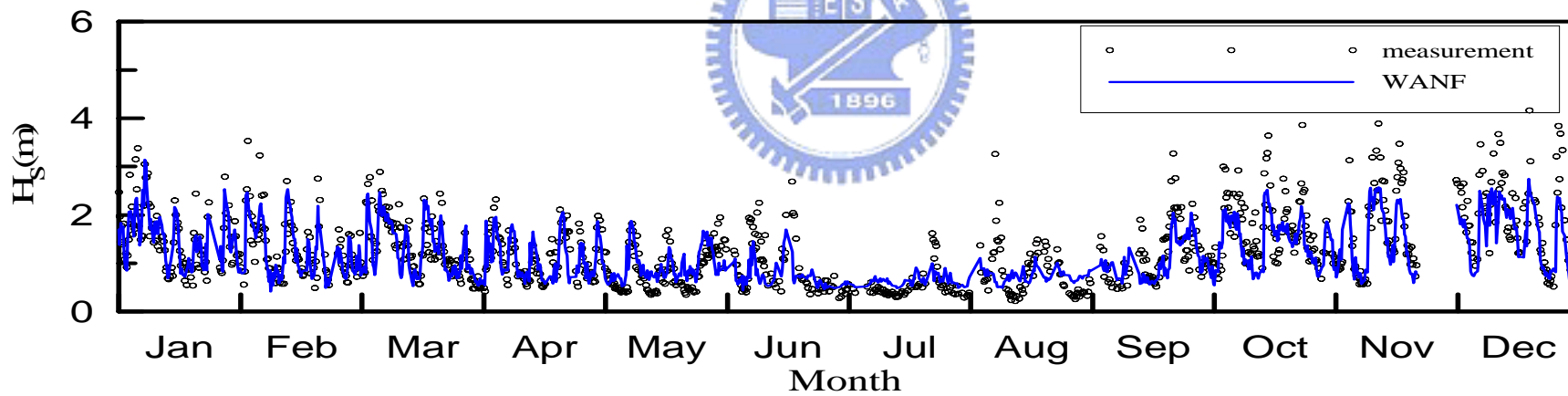


圖 4-13 龍洞 2003 年 WANF 波高預測輸出值

表 4-3 蘇澳站 WANF 模式在學習及驗證階段之推算能力評估

		γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.73	0.21	-0.02
	夏	0.68	0.19	0.10
	秋	0.43	0.27	-0.02
	冬	0.81	0.26	-0.07
	學習平均	0.79	0.23	0.00
2003	春	0.76	0.22	-0.03
	夏	0.49	0.29	-0.14
	秋	0.62	0.27	0.10
	冬	0.70	0.28	-0.07
	預測平均	0.72	0.26	-0.03
兩年平均		0.76	0.25	-0.01

表 4-4 龍洞站 WANF 模式在學習及驗證階段之推算能力評估

		γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.77	0.28	-0.10
	夏	0.79	0.22	0.06
	秋	0.50	0.28	0.02
	冬	0.85	0.29	0.01
	學習平均	0.83	0.27	0.00
2003	春	0.81	0.27	-0.04
	夏	0.60	0.29	-0.03
	秋	0.62	0.32	-0.05
	冬	0.81	0.41	-0.27
	預測平均	0.80	0.34	-0.10
兩年平均		0.81	0.29	-0.05

4-4 單港 WANF 分季模式

基於4-3討論分析結果得知單港 WANF 模式推估波高能力於春冬兩季時明顯較優於夏秋兩季。由於春冬與夏秋兩季之季風特性不同，在台灣分成東北季風時期及西南季風時期，而東北季風時期約在春冬兩季發生，西南季風時期則在夏秋兩季。有鑑於此，本小節將以 WANF 模式來個別學習不同時期季風之特性，學習時間為 2002 年，以 2003 年作為資料驗證。分別推算花蓮、蘇澳及龍洞的波高，其中模式與單港 WANF 模式之輸入值不變，分別為風速、延時與風向三個參數。經學習監督優化之過程得到單港 WANF 分季模式波高推算之結果示如圖 4-14 至 4-19。

圖 4-14 至 4-19 得知單港 WANF 分季模式推算波高值與實測值之趨勢幾乎一致，為了進一步不同季節之推算結果，本研究將評估單港 WANF 分季模式推估波高能力示如表 4-5 與 4-7。由表得知花蓮、蘇澳與龍洞推測波高與實測值之相關係數兩年平均分別為 0.82、0.76 及 0.81，花蓮、蘇澳及龍洞推測波高與實測值之平均誤差值則分別為 0.21m、0.24m 與 0.29m 且花蓮、蘇澳及龍洞推測波高與實測值之平均偏態量為 -0.01m、-0.01m 及 -0.04m。

其中單港 WANF 分季模式推測波高之平均誤差值均在 0.3m 以下，而花蓮、蘇澳與龍洞推測波高之平均誤差值於夏秋時期明顯較秋冬時期小，但相關係數卻以秋冬時期較夏秋時期佳，其平均偏態約在 0.05m 以下。因此由單港 WANF 分季模式所波浪之推算相關係數兩年平均約 0.8 以上，平均誤差值約在 0.24 公尺左右，平均偏態約在 0.02 公尺以下。與單港 WANF 模式推測波高相互比較，單港 WANF 模式推測波高相關係數兩年平均約 0.8 左右，平均誤差值約 0.25 公尺，平均偏態約在 0.02 公尺以下。由上述分析得知，單港 WANF 模式與單港 WANF 分季模式推測波高之相關係數與平均偏態大致相同，而平均誤差值以單港 WANF 分季模式較佳，但差異性不大。因此，本文將仍以單港 WANF 模式來建構季節風特性之波浪推算模式。

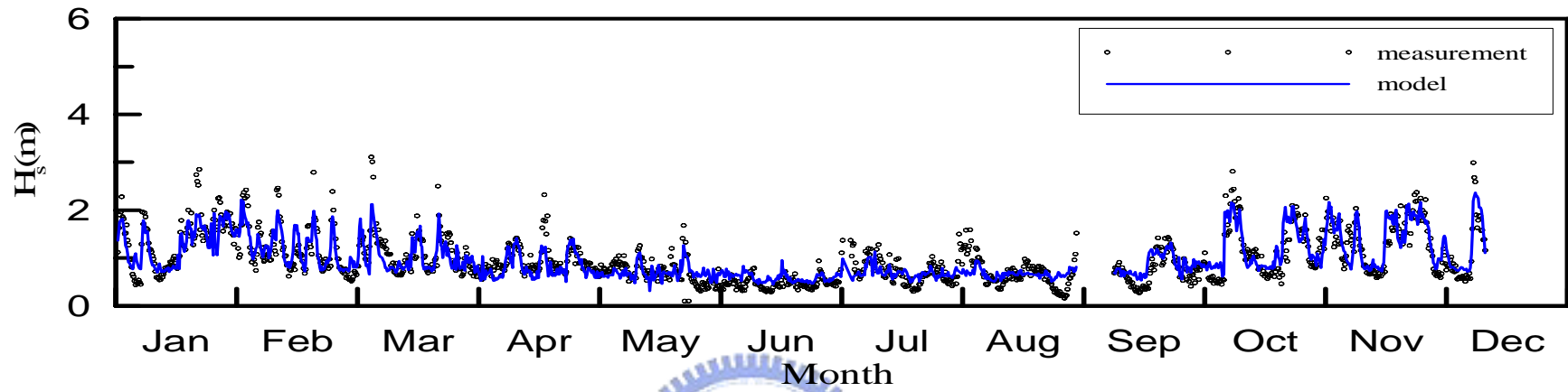


圖 4-14 花蓮 2002 年單港分季模式波高學習輸出值

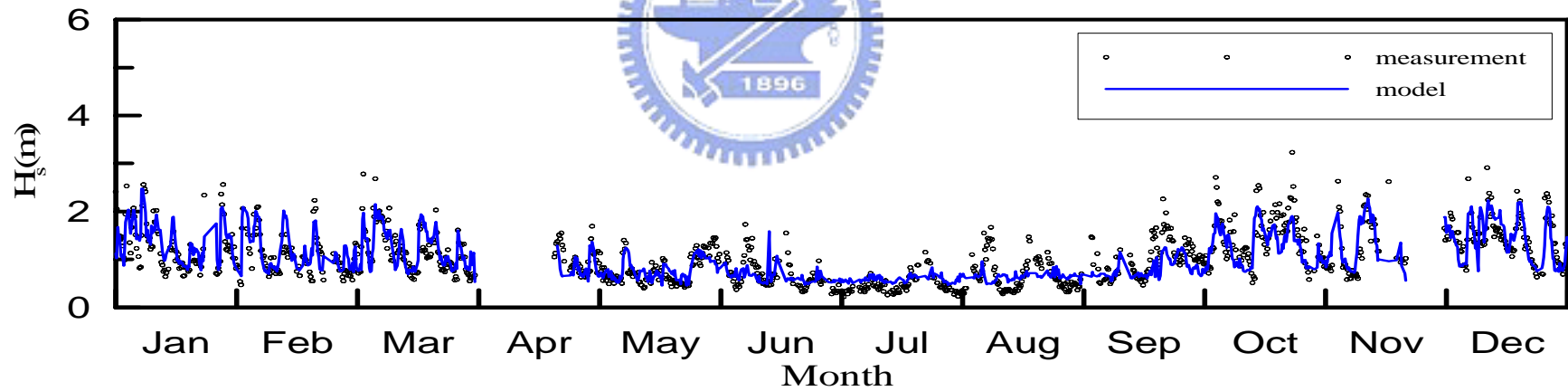


圖 4-15 花蓮 2003 年單港分季模式波高預測輸出值

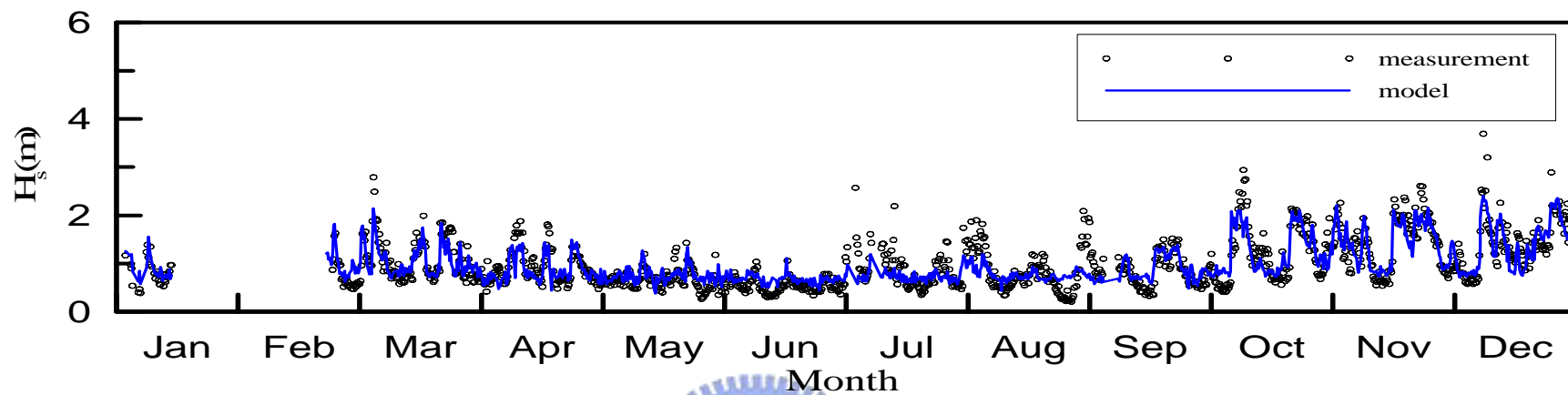


圖 4-16 蘇澳 2002 年單港分季模式波高學習輸出值

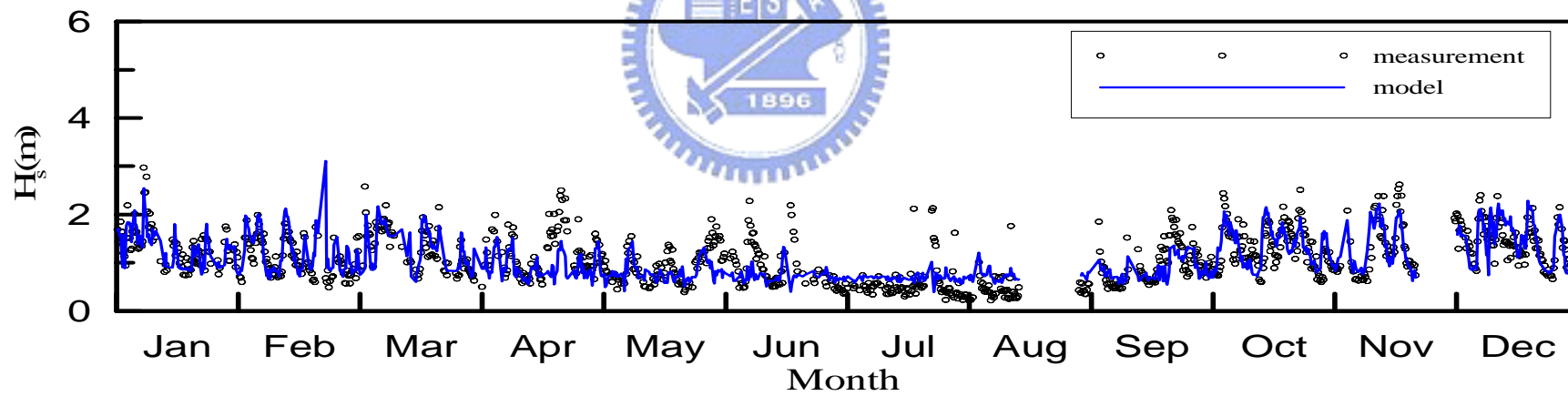


圖 4-17 蘇澳 2003 年單港分季模式波高預測輸出值

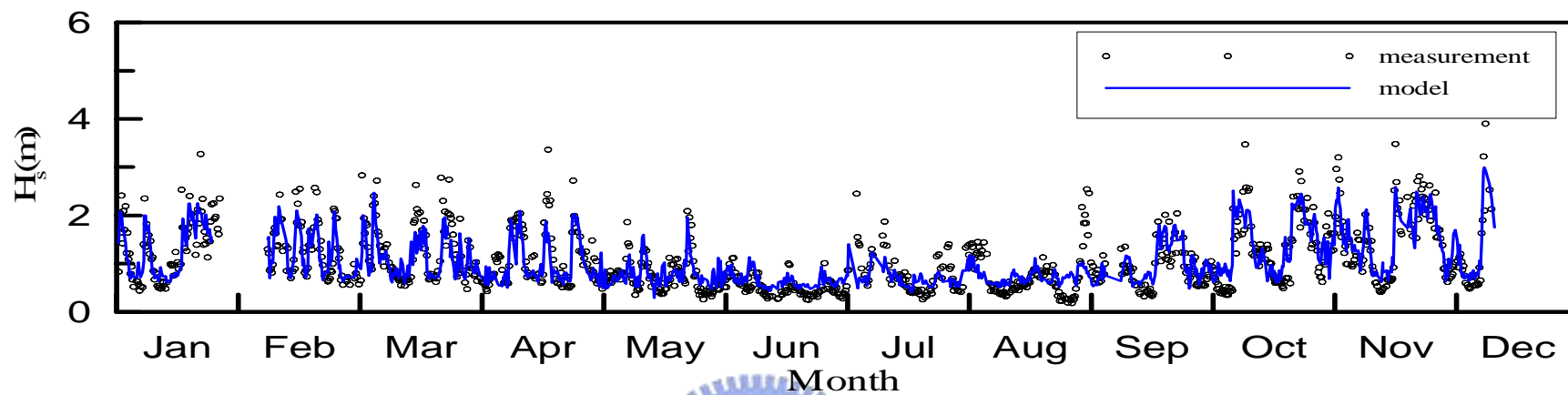


圖 4-18 龍洞 2002 年單港分季模式波高學習輸出值

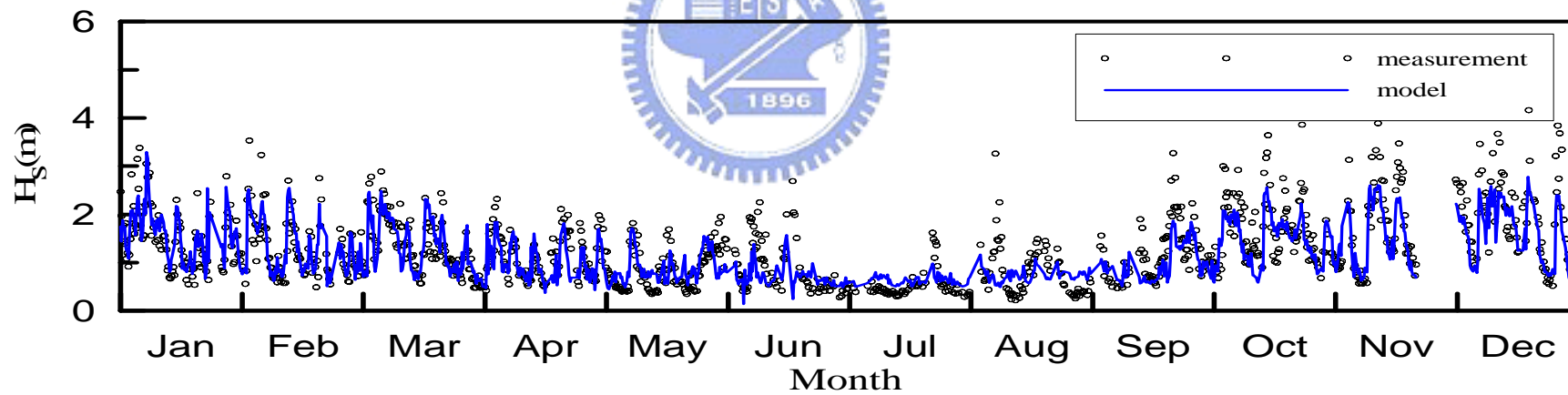


圖 4-19 龍洞 2003 年單港分季模式波高預測輸出值

表 4-5 花蓮站單港分季模式學習及驗證階段之推算能力評估

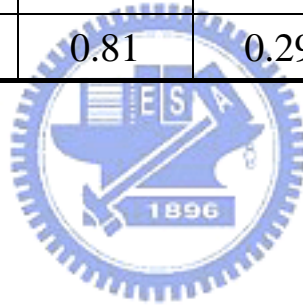
		γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.84	0.21	-0.04
	夏	0.69	0.16	0.00
	秋	0.52	0.19	0.01
	冬	0.84	0.24	0.05
	學習平均	0.85	0.20	0.00
2003	春	0.79	0.22	0.07
	夏	0.53	0.20	-0.04
	秋	0.59	0.25	-0.04
	冬	0.72	0.28	-0.05
	預測平均	0.79	0.24	-0.01
兩年平均		0.82	0.21	-0.01

表 4-6 蘇澳站單港分季模式學習及驗證階段之推算能力評估

		γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.75	0.20	0.03
	夏	0.68	0.17	0.05
	秋	0.49	0.25	-0.05
	冬	0.81	0.26	-0.02
	學習平均	0.81	0.22	0.00
2003	春	0.70	0.23	0.03
	夏	0.44	0.32	-0.21
	秋	0.55	0.28	0.06
	冬	0.72	0.27	0.02
	預測平均	0.70	0.27	-0.02
兩年平均		0.76	0.24	-0.01

表 4-7 龍洞站單港分季模式學習及驗證階段之推算能力評估

		γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.79	0.26	-0.05
	夏	0.79	0.21	0.01
	秋	0.54	0.27	-0.01
	冬	0.86	0.30	0.05
	學習平均	0.82	0.26	0.00
2003	春	0.80	0.27	0.02
	夏	0.55	0.29	-0.09
	秋	0.59	0.34	-0.08
	冬	0.80	0.40	-0.23
	預測平均	0.79	0.32	-0.09
兩年平均		0.81	0.29	-0.04



第五章 延伸季節風波浪推算模式

5-1 EWANF 模式

從第四章結果得知 WANF 模式對於季節風波浪之推算有較佳之結果，其 WANF 模式之架構於單站學習而推求波浪，倘若當該測站數據缺失過多時，則模式由於無法有效學習其波浪特性，因而造成模式推測波浪之結果較差。因此本研究希冀若能建構 EWANF 模式，在選擇測站來以模式推測波浪時，其測站之海象特性需滿足一致性，而以數據較完備之測站為模式之基準，以推測其餘測站。其目的在於當其他測站數據缺失過大時，能夠以 EWANF 模式推求之波浪加以補遺所遺失之波浪數據，同時也可進一步達到其他測站之波浪推算。

本研究將以花蓮港為 EWANF 模式之學習測站，而分別將龍洞及蘇澳之輸入值代入以花蓮為模式學習基準中，將推測蘇澳、龍洞 2002~2003 波高值，以建構 EWANF 模式。其輸入值分別為風速 (W_t) 與延時 (W_{t-2}) 及風向 θ_t ，而輸出值則為當時之波高 ($H_{s,t}$)，學習時間為花蓮 2002 年，以學習長度為一年，並以龍洞及蘇澳 2002~2003 年做為資料驗證。經學習監督優化之過程得到 EWANF 模式波高推算之結果示如圖 5-1 至 5-4。

圖 5-1 至 5-4 得知 EWANF 模式推算波高值與實測值之趨勢幾乎一致，為了進一步不同季節之推算結果，本研究將評估 EWANF 模式推估波高能力示如表 5-3 與 5-4。由表得知蘇澳、龍洞推測波高與實測值之相關係數兩年平均 0.76 及 0.79，蘇澳、龍洞推測波高與實測值之平均誤差值則為 0.26m 及 0.31m 且蘇澳、龍洞推測波高與實測值之平均偏態量均為 0.05m。其中蘇澳推測波高之平均誤差值均在 0.3m 以下，但在 2002 年及 2003 年夏秋兩季之波浪推測之平均誤差值較大，其相關係數較春冬兩季推算波高差。龍洞則是在 2002 秋推算波高之相關性較差，其相關係數 γ 為 0.45，而龍洞全年預測波高之平均誤差值大致在 0.3m 以下，除了在 2003 年冬季推算波高之平均誤差值較高為 0.41m。因此由 EWANF 模式所波浪之推算相關係數兩年平均約 0.76 以上，平均誤差值約在 0.3 公尺左右，平均偏態約在 0.1 公尺以下，顯示 EWANF 模式之推算結果，亦可實際應用於季節風之推算。

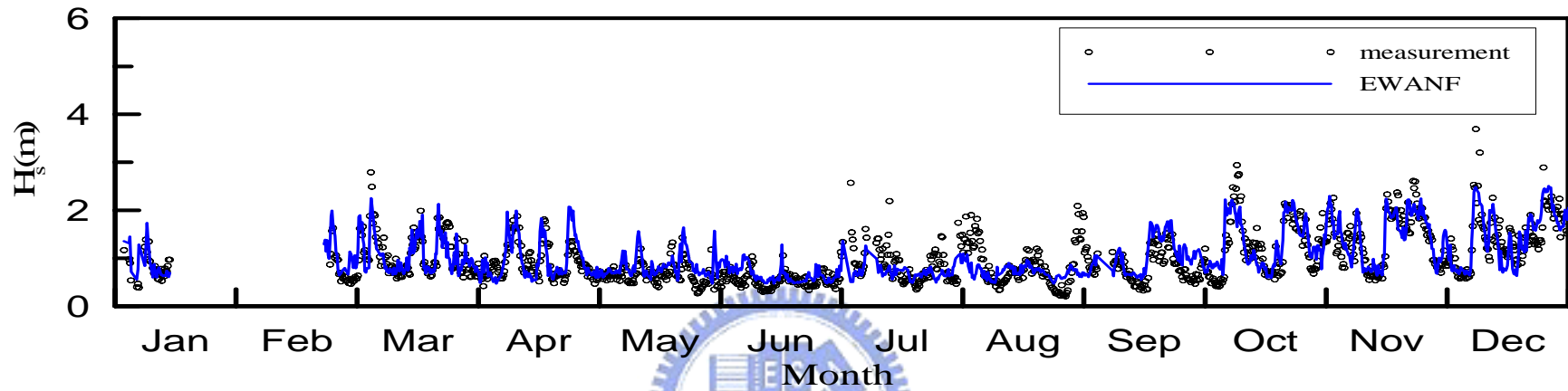


圖 5-1 蘇澳 2002 年 EWANF 波高預測輸出值

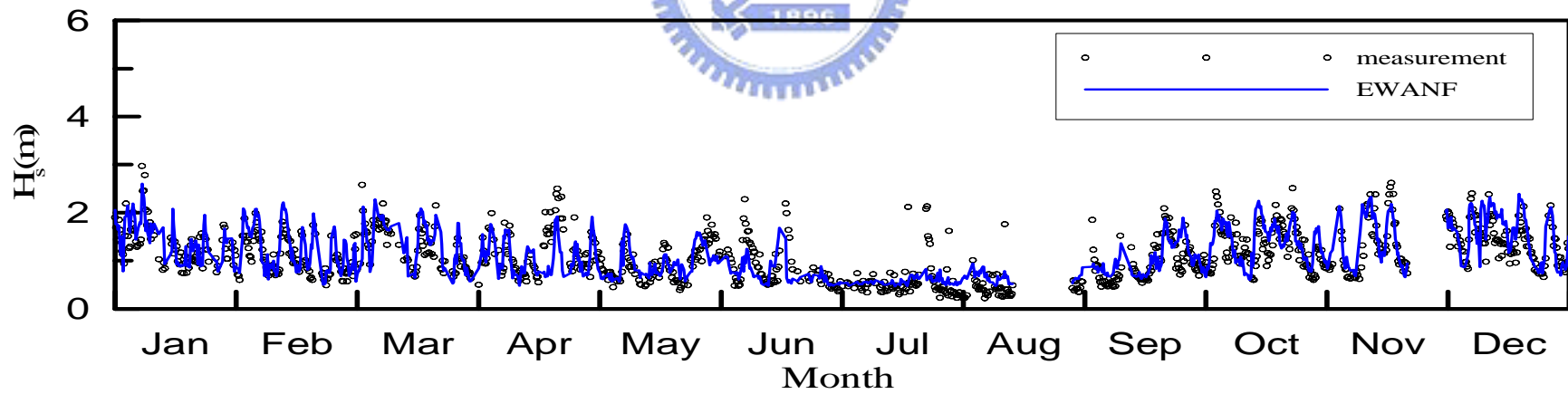


圖 5-2 蘇澳 2003 年 EWANF 波高預測輸出值

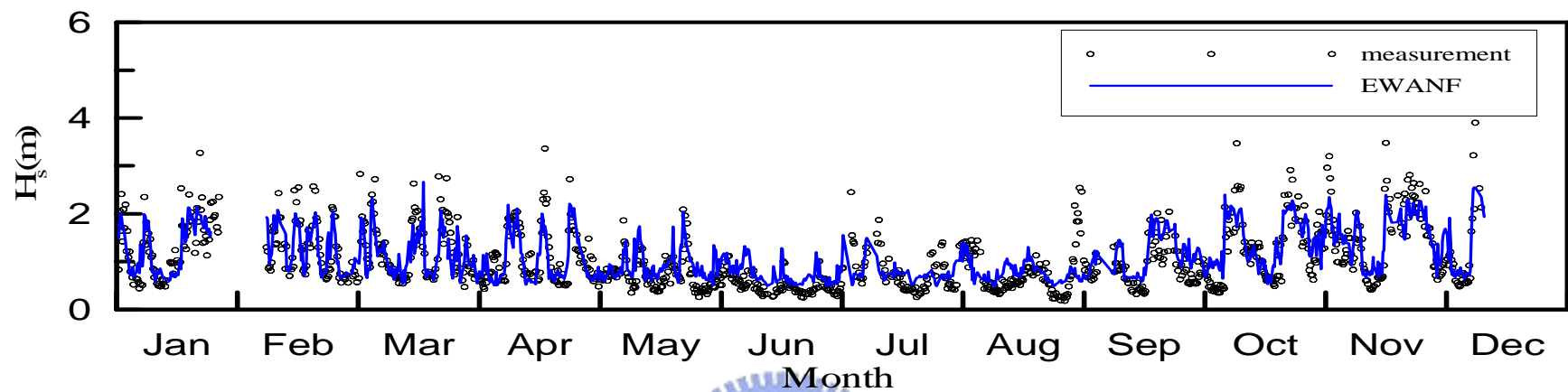


圖 5-3 龍洞 2002 年 EWANF 波高預測輸出值

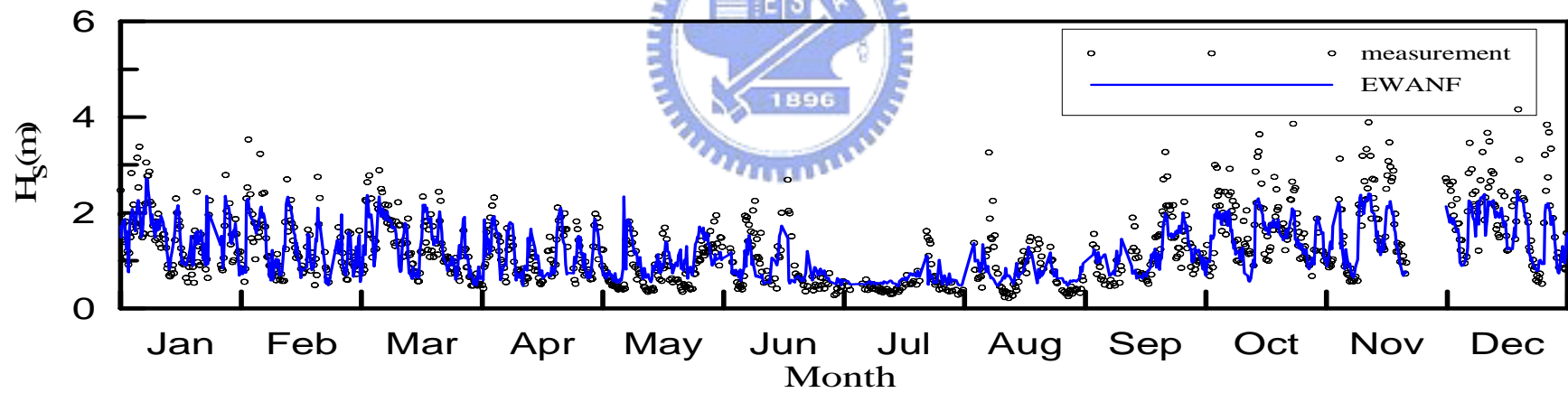


圖 5-4 龍洞 2003 年 EWANF 波高預測輸出值

表 5-1 EWANF 模式推算蘇澳之推算能力評估

		γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.71	0.24	0.06
	夏	0.68	0.21	0.11
	秋	0.32	0.30	-0.02
	冬	0.81	0.27	0.04
	預測平均	0.77	0.25	0.05
2003	春	0.75	0.26	0.09
	夏	0.53	0.29	-0.09
	秋	0.64	0.23	0.07
	冬	0.70	0.28	0.06
	預測平均	0.74	0.27	0.05
兩年平均		0.76	0.26	0.05

表 5-2 EWANF 模式推算龍洞之推算能力評估

		γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.73	0.29	-0.04
	夏	0.74	0.26	0.11
	秋	0.45	0.31	0.09
	冬	0.84	0.32	0.06
	預測平均	0.78	0.30	0.06
2003	春	0.79	0.28	0.02
	夏	0.58	0.31	0.04
	秋	0.68	0.29	-0.02
	冬	0.79	0.41	-0.24
	預測平均	0.79	0.32	-0.05
兩年平均		0.79	0.31	0.00

5-2 WANF 模式與 EWANF 模式之推估能力比較

由於本研究季節風之推測波浪所需參數為風速及風向，為了進一步加以改善 EWANF 模式之預測波高值，而 EWANF 模式之學習測站為花蓮港，其模式所選定所預測之測站風速大小與風向與花蓮有所差異，故建構模式中需先將風速映射為學習測站之風速大小。

而本章將分別以蘇澳之風向與風速加以映射成為學習測站之輸入值加以驗證階段之推算能力評估示如表 5-3。由表得知角度映射之相關係數兩年平均約 0.75 左右，平均誤差值為 0.3 公尺以下。但在平均偏態量中卻大於 0.1 公尺，由平均偏態量得知，若只有角度映射其平均偏態均較大，由於平均偏態可表現出推測波浪值與實測值之偏差量大小。當模式再添加風速映射後，由表得知其相關係數兩年平均約 0.76 左右，平均誤差值為 0.26 公尺以下，而平均偏態降低至 0.04m。顯示出風速映射較能改善 EWANF 模式之推測波高值。

本研究最後將評估比較 WANF 模式與 EWANF 模式推估波高能力示如表 5-4 及 5-5，分別探討 WANF 模式與 EWANF 模式於不同季節之推算波高之結果，由表中得知，在 WANF 模式所推算之波浪與實測值在春冬兩季相關係數平均約在 0.8 左右，推算之波浪與實測值之平均誤差值約為 0.24m。而依序為夏及秋兩季，其推測波浪之相關係數平均約為 0.64 及 0.54 與平均誤差值約為 0.24m 及 0.27m。而在 EWANF 模式所推算之波浪在春冬兩季相關係數平均約在 0.74 左右，而依序為夏及秋，平均誤差值平均約為 0.26m。而依序為夏及秋，其推算之波浪之相關係數平均約為 0.63 及 0.52，平均誤差值平均約為 0.25m 及 0.27m。

因此，以 2003 年推測波浪之優劣來說，得知 EWANF 與 WANF 模式推算之波浪與實測值之相關係數相似，而 WANF 模式之推算波高值平均誤差值略低於 EWANF 模式之推算值，就推算波高之整體來說 WANF 模式仍優於 EWANF 模式。此外，由於各測站之地理位置不同，EWANF 模式所對應之主風向及地域風速不同大小之影響，因而造成 EWANF 模式預測波浪之平均偏態量則略高於 WANF 模式之預測值。

表 5-3 EWANF 模式映射驗證階段之推算能力評估

		角度不映射、風速映射			角度映射、風速不映射			風速及角度均映射		
		γ	ε (m)	β (m)	γ	ε (m)	β (m)	γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.71	0.24	0.06	0.69	0.27	0.14	0.70	0.24	0.06
	夏	0.68	0.21	0.11	0.67	0.24	0.15	0.68	0.20	0.11
	秋	0.32	0.30	-0.02	0.31	0.32	0.01	0.32	0.29	-0.03
	冬	0.81	0.27	0.04	0.80	0.30	0.12	0.81	0.27	0.01
	預測平均	0.77	0.25	0.05	0.76	0.28	0.11	0.77	0.25	0.04
2003	春	0.75	0.26	0.09	0.73	0.32	0.20	0.75	0.25	0.08
	夏	0.53	0.29	-0.09	0.53	0.30	-0.03	0.54	0.29	-0.09
	秋	0.64	0.23	0.07	0.65	0.24	0.10	0.64	0.23	0.06
	冬	0.70	0.28	0.06	0.69	0.32	0.16	0.70	0.28	0.04
	預測平均	0.74	0.27	0.05	0.74	0.30	0.12	0.77	0.28	0.00
兩年平均		0.76	0.26	0.05	0.75	0.29	0.11	0.76	0.26	0.04

表 5-4 蘇澳 WANF 模式與 EWANF 模式推算能力評估

		WANF			EWANF		
		γ	ε (m)	β (m)	γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.73	0.21	-0.02	0.71	0.24	0.06
	夏	0.68	0.19	0.10	0.68	0.21	0.11
	秋	0.43	0.27	-0.02	0.32	0.30	-0.02
	冬	0.81	0.26	-0.07	0.81	0.27	0.04
	整年平均	0.79	0.23	0.00	0.77	0.25	0.05
2003	春	0.76	0.22	-0.03	0.75	0.26	0.09
	夏	0.49	0.29	-0.14	0.53	0.29	-0.09
	秋	0.62	0.27	0.10	0.64	0.23	0.07
	冬	0.70	0.28	-0.07	0.70	0.28	0.06
	整年平均	0.72	0.26	-0.03	0.74	0.27	0.05
兩年平均		0.76	0.25	-0.01	0.76	0.26	0.05

表 5-5 龍洞 WANF 模式與 EWANF 模式推算能力評估

		WANF			EWANF		
		γ	ε (m)	β (m)	γ	ε (m)	β (m)
2002	春	0.77	0.28	-0.10	0.73	0.29	-0.04
	夏	0.79	0.22	0.06	0.74	0.26	0.11
	秋	0.50	0.28	0.02	0.45	0.31	0.09
	冬	0.85	0.29	0.01	0.84	0.32	0.06
	整年平均	0.83	0.27	0.00	0.78	0.30	0.06
2003	春	0.81	0.27	-0.04	0.79	0.28	0.02
	夏	0.60	0.29	-0.03	0.58	0.31	0.04
	秋	0.62	0.32	-0.05	0.68	0.29	-0.02
	冬	0.81	0.41	-0.27	0.79	0.41	-0.24
	整年平均	0.80	0.34	-0.10	0.79	0.32	-0.05
兩年平均		0.81	0.29	-0.05	0.79	0.31	0.00

第六章 結論

本文之季節風浪為扣除颱風期間之風浪為季節風浪之定義。在進行波浪推算時，以模式風場作為風浪推算之輸入資料，而在建構季節風推算波浪之模式，分別以模式預測風速、延時及風向當作為季節風波浪影響參數，作為模式之輸入值，且以實測波浪資料作為推估模式之驗證。模式中利用模糊理論及類神經網路，具有非線性最佳化及學習快速演算等優點，達到即時具快速預測波浪之能力。而本文在進行波高及風速延時之分析時，亦發現在花蓮港之風速延時十二小時與波高有較好之相關特性，與莊等人（1992）分析台灣北部海岸波浪及風速，以風速延時和波高十二小時有最佳之關係相同之結果。

而本研究遂以 MATLAB 其中之 Fuzzy Toolbox 所提供之適應性網路模糊推論系統之功能，並進行花蓮及蘇澳與龍洞的各站季節風浪模式之建構，學習資料時間為 2002 年，預測時間則為 2003 年，本研究經測試選定高斯(Gauss)模糊歸屬函數作為本模式之最佳歸屬函數。架構單港季節風浪推測波高之 WANF 模式，由 WANF 模式所推算之波浪之相關係數約在 0.8 以上、推算之波浪之平均絕對誤差在 0.3 公尺以下及推算之波浪之平均偏態量皆在 0.1 公尺以下。由此顯示本模式之推算結果，可實際應用於季節風浪之推算及統計分析。

本文進而應用季風風浪推測模式(WANF)，延伸應用於非學習測站的波浪推算，架構 EWANF 模式。其模式所推算之波浪之相關係數約在 0.76 以上、推算之波浪之平均絕對誤差在 0.3 公尺左右及推算之波浪平均偏態量皆在 0.1 公尺以下。可知 WANF 模式預測波浪之能力較 EWANF 模式佳。而 EWANF 模式，則可用於當測站波浪資料不足時，可由鄰近風場較完整之測站加以補足。若 WANF 模式無法有效學習到季節風之波浪特性，可在預測季節風波浪時，利用 WANF 模式與 EWANF 模式並行，以 EWANF 模式之預測波浪來補足測站所缺失之波浪數據，而以 WANF 模式來建立該測站之季節風預測波浪之模式，以達到高精度推測季節風波浪。可供海岸工程施工、港灣船隻作業參考應用。

參考文獻

1. 高治平、梁乃匡(1980)，「台灣北部海域波候研究」，第四屆海洋工程研討會論文集，第245~258頁。
2. 侯和雄、劉正宗(1982)，「台灣海峽風浪特性之研究」，第六屆海洋工程研討會論文集，第8-1~8-17頁。
3. 蔡昫達(2005)，「應用類神經模糊系統於季節風波浪之推算」，交通大學土木工程研究所碩士論文。
4. Bretschneider, C. L. and E. E. Tamaye, (1976) "Hurricane Wind and Wave Forecasting Techniques," Proceedings of 15th Conference on Coastal Engineering, Hawaii, Vol. 1, pp.202-237.
5. Chang, H.K. and Chien, W.A., (2006a) "Neural network with multi-trend simulating transfer function for forecasting typhoon wave," Adv. Eng. Softw., Vol. 37, pp.184-194.
6. Chang, H.K. and Chien, W.A., (2006b) "A fuzzy-neural hybrid system of simulating typhoon waves," Coastal Eng., in press.
7. Deo, M.C., Sridhar Naidu, C., (1999) "Real time wave forecasting using neural networks," Ocean Engineering, Vol. 26, pp. 191-203.
8. Deo, M.C., Kiran Kumar, N. (2000) "Interpolation of wave heights," Ocean Engineering, Vol. 27, pp. 907-919.
9. Deo, M.C., Jha, A., Chaphekar, A.S., Ravikant, K., (2001) "Neural networks for wave forecasting," Ocean Engineering, Vol. 28, pp. 889-898.
10. Deo, M.C., Gondane, D. S., and Sanil Kumar, V., (2002) "Analysis of wave directional spreading using neural networks," Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering, Vol. 128, pp. 30-37.
11. Deo, M.C., Jagdale, S.S., (2003) "Prediction of breaking waves with neural networks." Ocean Engineering, Vol. 30, pp. 1163-1178.

12. Holland, G. J., (1980) "An analytic model of the wind and pressure profiles in hurricanes," *Monthly Weather Review*, Vol. 108, No. 8, pp. 1212–1218.
13. Helmholtz, H. V., (1888) "Uber Atomspharische Bewegungen," *S. Ber. Preuss. Akad. Wiss., Berlin, Mathem-Physik*, k1.
14. J.-S. Roger Jang, (1993) "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems," *IEEE Trans. On Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685.
15. Kalra, R., Deo, M.C., Kumar, R., Agarwal, V. K., (2005) "Artificial neural network to translate offshore satellite wave data to coastal locations," *Ocean Eng.*, Vol. 32, pp. 1917–1932.
16. Makarynsky, O., (2004) "Improving wave predictions with artificial neural networks," *Ocean Eng.*, Vol. 31, pp. 709–724.
17. Miles, J. W., (1960) "On the Generation of Surface Waves by Turbulent Shear Flows," *Journal Fluid Mechanics*, Vol. 7, pp. 469-478.
18. Phillips, O. M., (1957) "On the Generation of Waves by Turbulent Wind," *Journal Fluid Mechanics*, Vol. 2, pp. 417-445.
19. Soares, C. G., (1986) "Assessment of the Uncertainty in Visual Observations of Wave Height," *Ocean Engineering*, Vol.13, pp.37-56.
20. Soares, C. G., (1986) "Calibration of Visual Observations of Wave Period," *Ocean Engineering*, Vol.13, pp.539-547.